



TESIS - SM 142501

**PENERAPAN *SUPPORT VECTOR MACHINES*
REGRESSION AND CLASSIFICATION UNTUK
PREDIKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT
PENCEMARAN BAHAN ORGANIK PADA KALI
SURABAYA**

SYAIFUL HUDA
NRP 1213 201 016

Dosen Pembimbing
Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT.
Dr. Ali Masduqi, ST., MT.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2015



THESIS - SM 142501

APPLICATION OF SUPPORT VECTOR MACHINES REGRESSION AND CLASSIFICATION TO PREDICTION AND CLASSIFICATION LEVEL OF POLLUTION OF ORGANIC MATTER IN KALI SURABAYA

SYAIFUL HUDA
NRP 1213 201 016

Supervisor:
Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT.
Dr. Ali Masduqi, ST., MT.

MASTER'S DEGREE
MATHEMATICS DEPARTMENT
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2015

**PENERAPAN SUPPORT VECTOR MACHINES REGRESSION AND
CLASSIFICATION UNTUK PREDIKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT
PENCEMARAN BAHAN ORGANIK PADA KALI SURABAYA**


Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si.)
di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya


Oleh:
SYAIFUL HUDA
NRP. 1213 201 016

Tanggal Ujian : 07 Juli 2015
Periode Wisuda : September 2015


Disetujui oleh :


Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT.
NIP. 19631225 198903 1 001


(Pembimbing)


Dr. Ali Masduqi, ST., MT.
NIP. 19680128 199403 1 003

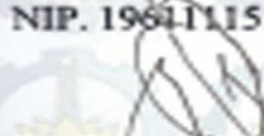
(Pembimbing)


Prof. Dr. Erna Apriliani, M.Si
NIP. 19660414 199102 2 001

(Penguji)


Dr. Châirul Imron, MI.Komp
NIP. 19641115198703 1 003


(Penguji)


Dr. Darmaji, S.Si., M.T
NIP. 19691015199412 1 001

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana


Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, M.T.
NIP. 19640405 199002 1 001

PENERAPAN *SUPPORT VECTOR MACHINES REGRESSION AND CLASSIFICATION* UNTUK PREDIKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT PENCEMARAN BAHAN ORGANIK PADA KALI SURABAYA

Nama Mahasiswa : Syaiful Huda
NRP : 1213 201 016
Pembimbing I : Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT
Pembimbing II : Dr. Ali Masduqi, ST., MT.

ABSTRAK

Kali Surabaya adalah daerah aliran sungai yang melewati kota Surabaya. Banyak industri maupun rumah tangga yang memanfaatkannya tetapi juga menimbulkan masalah. Limbah hasil industri atau rumah tangga mengakibatkan air sungai tercemar. Untuk menanggulangi hal tersebut, Pemerintah kota Surabaya mengeluarkan Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001, Perda Provinsi Jawa Timur Nomor 2 Tahun 2008, dan Perda Kota Surabaya Nomor 2 Tahun 2004 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air. Penelitian tentang kualitas air yang sudah dilakukan baik di bidang Lingkungan, Biologi, Matematika. Kecerdasan Buatan menawarkan beberapa algoritma yang dapat digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasi. Dalam penelitian ini, rumusan masalah yang diambil adalah bagaimanakah model yang tepat untuk memprediksi dan mengklasifikasi tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya menggunakan *Support Vector Machines Regression and Classification*.

Dalam penelitian ini, parameter tingkat pencemaran yang digunakan adalah BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*. Algoritma yang digunakan untuk memprediksi adalah *Support Vector Regression*, dan algoritma yang digunakan untuk mengklasifikasikan adalah *Twin Bounded Support Vector Machines*. Data yang dikumpulkan mulai dari tahun 2010 – 2014. Dalam memprediksi, data latih digunakan data tahun 2010-2013 dan data uji digunakan tahun 2014 untuk setiap parameter tingkat pencemaran. Selanjutnya, dalam pengklasifikasian digunakan metode storet untuk menghitung jumlah negatif dan selanjutnya digunakan sebagai target kelas.

Hasil yang diperoleh adalah model untuk prediksi didapatkan 9 model untuk setiap parameter pencemaran. Model yang didapatkan adalah model dengan persamaan $f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b$ dengan nilai bobot dan input yang bervariasi dan nilai RMSE terkecil dengan nilai C cost = 10000000 dan nilai epsilon 0.000005 dan kernel yang digunakan Kernel *Radial Basis Function* (RBF). Model klasifikasi didapatkan model dengan persamaan $f(x_{1,2}) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b$ dan tingkat akurasi tertinggi yaitu dengan nilai C1 = 1000000000.5; C2 = 100000; C3 = 500; C4 = 50, dan kernel yang digunakan

polynomial dengan $d = 1.5$. Model yang telah dibuat, dapat digunakan dalam mengambil keputusan menentukan nilai parameter BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, *Phenol*. Kemudian dapat ditentukan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya.

Kata Kunci : Prediksi, Klasifikasi, Kali Surabaya, *Support Vector Machines*.

APPLICATION OF *SUPPORT VECTOR MACHINES* *REGRESSION AND CLASSIFICATION* TO PREDICTION AND CLASSIFICATION LEVEL OF POLLUTION OF ORGANIC MATTER IN KALI SURABAYA

Name : Syaiful Huda
Student Identity Number : 1213 201 016
Supervisor : Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT
Co-Supervisor : Dr. Ali Masduqi, ST., MT.

ABSTRACT

Kali Surabaya is a watershed which passes through the city of Surabaya. Many industrial and household use, but also pose a problem. Waste results or household industries resulted in polluted river water. To overcome this, the Surabaya city government issued Government Regulation No. 82 of 2001, the East Java Provincial Regulation No. 2 of 2008, and the Surabaya City Regulation No. 2 of 2004 on Management of Water Quality and Water Pollution Control. Research on water quality that has been carried out both in the field of Environment, Biology, Mathematics. Artificial Intelligence offers several algorithms that can be used to predict and classify. In this research, the formulation of the problem is taken is how the right model for predicting and classifying the level of contamination of organic materials on time Surabaya using support vector machines regression and classification.

In this study, the parameters used are the pollution levels of BOD, COD, Detergent, Oil, and Phenol. The algorithm used to predict is the Support Vector Regression, and the algorithms used to classify the Twin Bounded Support Vector Machines. Data were collected from 2010 - 2014. In predicting, trainer data used the data 2010-2013 and test data used for each parameter 2014 pollution levels. Furthermore, the classification used the Storet method for calculating the amount of negative and then used as a target class.

The result is a model for the prediction of 9 models obtained for each parameter pollution. The model obtained is a model with equation $f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b$ with variation weight and input and the smallest RMSE value with the value of C cost = 10000000 and the value of epsilon 0.000005 kernel and kernel used Radial Basis Function (RBF). Classification model obtained model with equation $f(x_{1,2}) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b$ and the highest level of accuracy that is the value of C1 = 1000000000.5; C2 = 100000; C3 = 500; C4 = 50, and the kernel used polynomial with d = 1.5. Model that has been created, it can be used in making decisions determining the value of the parameters BOD, COD, Detergent, Oil, Phenol. And it can be determined contamination level of organic matter in Kali Surabaya.

Keywords: Prediction, Classification, Kali Surabaya, Support Vector Machines.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran kepada Allah SWT atas limpahan rahmat, taufik, hidayah, serta inayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul **“PENERAPAN *SUPPORT VECTOR MACHINES REGRESSION AND CLASSIFICATION* UNTUK PREDIKSI DAN KLASIFIKASI TINGKAT PENCEMARAN BAHAN ORGANIK PADA KALI SURABAYA”** ini. Sholawat salam senantiasa tercurahkan kepada Baginda Rosulullah SAW.

Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu persyaratan memperoleh gelar Magister Sains (M.Si) di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Penulis menyadari bahwa terselesaikannya tesis ini tidak lepas dari bantuan yang sangat berarti dari banyak pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang takterhingga kepada :

1. Ibu Prof. Dr. Erna Apriliani selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA ITS dan menjadi dosen penguji tesis yang senantiasa memberikan motivasi, bimbingan dan arahan selama menempuh pendidikan di ITS.
2. Bapak Dr. Subiono, M.S. selaku Ketua Program Studi Pascasarjana Matematika ITS yang senantiasa memberikan motivasi, bimbingan dan arahan selama menempuh pendidikan di ITS.
3. Bapak Prof. Dr. M. Isa Irawan, MT. selaku pembimbing dari penulis yang telah banyak memotivasi dan memberikan saran-saran yang sangat bermanfaat, yang senantiasa memberikan motivasi, bimbingan dan arahan dalam menyelesaikan tesis ini.
4. Bapak Dr. Ali Masduqi, ST., MT. selaku pembimbing dari penulis yang telah banyak memotivasi dan memberikan saran-saran yang sangat bermanfaat, yang senantiasa memberikan motivasi, bimbingan dan arahan dalam menyelesaikan tesis ini.
5. Bapak Dr. Darmaji, S.Si., M.T selaku dosen wali penulis yang senantiasa memberikan motivasi, bimbingan dan arahan selama menempuh pendidikan di ITS.

6. Seluruh dosen matematika ITS yang telah memberikan ilmu yang sangat berharga serta staf kependidikan jurusan matematika yang telah banyak membantu penulis.
7. Dosen UMG (Bapak Syaiful Hadi, M.Pd., Ibu Nur Fauziyah, M.Pd., Ibu Ir. Diana Indriati, M.Si) yang telah membuka jalan dan selalu memotivasi untuk melanjutkan pendidikan saya lebih tinggi lagi.
8. Orang tuaku (Bapak Ali Anam dan Ibu Amenah (Almh), Bapak Arifin dan Ibu Umi Salamah), serta seluruh keluarga yang tak pernah berhenti mendo'akan dan memberikan perhatian.
9. Istriku (Ifa Rahmawati, S.Pd.) yang telah sabar menunggu dan senantiasa memotivasi, yang tak pernah berhenti mendoakan kelancaran studi.
10. Semua pihak yang membantu terselesaikannya tesis ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa di dalam tesis ini masih terdapat banyak kekurangan yang disebabkan oleh keterbatasan pengetahuan dan pengalaman penulis. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari para pembaca demi kesempurnaan tesis ini.

Akhir kata, semoga tesis ini dapat bermanfaat bagi semua pihak, Amin.

Surabaya, 25 Juli 2015

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Kontribusi Hasil Penelitian	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	
2.1 Kajian Pustaka	5
2.2 Dasar Teori.....	6
2.2.1 <i>Support Vector Machines (SVM)</i>	6
2.2.2 <i>Support Vector Regression (SVR)</i>	11
2.2.3 SVM berbasis DDAG	13
2.2.4 <i>Twin Support Vector Machines (T-SVM)</i>	14
2.2.5 <i>Multiclass Twin Bounded Support Vector Machines</i>	16
2.2.6 Pencemaran Air.....	17
2.2.7 Status Mutu Air Sungai.....	19
BAB 3 METODA PENELITIAN	
3.1 Tahapan Penelitian.....	21
3.2 Diagram Alur Penelitian	24

BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Model Prediksi <i>Support Vector Regression</i> untuk Prediksi Nilai Parameter Bahan Organik pada Kali Surabaya	25
4.2 Model Klasifikasi <i>Twin Bounded Support Vector Machines</i> untuk Tingkat Pencemaran Bahan Organik pada Kali Surabaya.....	27
4.3 Penerapan Algoritma <i>Support Vector Machines Regression and Classification</i> untuk Prediksi dan Klasifikasi Tingkat Pencemaran Bahan Organik pada Kali Surabaya.....	28
4.4 Hasil Prediksi <i>Support Vector Regression</i> untuk Prediksi Nilai Parameter Bahan Organik pada Kali Surabaya	29
4.5 Hasil <i>Twin Bounded Support Vector Machines</i> untuk Tingkat Pencemaran Bahan Organik Sungai Kali Surabaya	109

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan.....	117
5.2 Saran	123

DAFTAR PUSTAKA	125
-----------------------------	------------

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penentuan Sistem Nilai untuk Menentukan Status Mutu Air .	20
Tabel 4.1 Bentuk Data untuk Prediksi menggunakan Algoritma <i>Support Vector Regression</i>	26
Tabel 4.2 BOD Jembatan Cangu.....	30
Tabel 4.3 COD Jembatan Cangu.....	32
Tabel 4.4 <i>Detergent</i> Jembatan Cangu	34
Tabel 4.5 <i>Oil</i> Jembatan Cangu	36
Tabel 4.6 <i>Phenol</i> Jembatan Cangu.....	37
Tabel 4.7 BOD Jembatan Pening.....	39
Tabel 4.8 COD Jembatan Pening.....	41
Tabel 4.9 <i>Detergent</i> Jembatan Pening	43
Tabel 4.10 <i>Oil</i> Jembatan Pening	44
Tabel 4.11 <i>Phenol</i> Jembatan Pening.....	46
Tabel 4.12 BOD Jembatan Jrebeng.....	48
Tabel 4.13 COD Jembatan Jrebeng.....	50
Tabel 4.14 <i>Detergent</i> Jembatan Jrebeng	51
Tabel 4.15 <i>Oil</i> Jembatan Jrebeng	53
Tabel 4.16 <i>Phenol</i> Jembatan Jrebeng.....	55
Tabel 4.17 BOD Cangkir Tambangan	57
Tabel 4.18 COD Cangkir Tambangan	59
Tabel 4.19 <i>Detergent</i> Cangkir Tambangan.....	61
Tabel 4.20 <i>Oil</i> Cangkir Tambangan.....	62
Tabel 4.21 <i>Phenol</i> Cangkir Tambangan.....	64
Tabel 4.22 BOD Bambe Tambangan	66

Tabel 4.23 COD Bambe Tambangan	68
Tabel 4.24 <i>Detergent</i> Bambe Tambangan.....	70
Tabel 4.25 <i>Oil</i> Bambe Tambangan.....	71
Tabel 4.26 <i>Phenol</i> Bambe Tambangan.....	73
Tabel 4.27 BOD Karangpilang	75
Tabel 4.28 COD Karangpilang	77
Tabel 4.29 <i>Detergent</i> Karangpilang	78
Tabel 4.30 <i>Oil</i> Karangpilang	80
Tabel 4.31 <i>Phenol</i> Karangpilang	82
Tabel 4.32 BOD Jembatan Sepanjang	84
Tabel 4.33 COD Jembatan Sepanjang	86
Tabel 4.34 <i>Detergent</i> Jembatan Sepanjang	87
Tabel 4.35 <i>Oil</i> Jembatan Sepanjang	89
Tabel 4.36 <i>Phenol</i> Jembatan Sepanjang	91
Tabel 4.37 BOD Gunung Sari	93
Tabel 4.38 COD Gunung Sari	95
Tabel 4.39 <i>Detergent</i> Gunung Sari	96
Tabel 4.40 <i>Oil</i> Gunung Sari	98
Tabel 4.41 <i>Phenol</i> Gunung Sari	100
Tabel 4.42 BOD Ngagel	102
Tabel 4.43 COD Ngagel	103
Tabel 4.44 <i>Detergent</i> Ngagel	105
Tabel 4.45 <i>Oil</i> Ngagel	107
Tabel 4.46 <i>Phenol</i> Ngagel	108
Tabel 4.47 Hasil Klasifikasi TBSVM	112

Tabel 4.48 Hasil Klasifikasi TBSVM	113
Tabel 4.49 Hasil Klasifikasi TBSVM	114
Tabel 4.50 Hasil Klasifikasi TBSVM	114

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh <i>Hyperplane</i> maksimal yang memisahkan 2 kelas ..	7
Gambar 2.2 Contoh Kasus Pemisahan Data yang Tidak Sempurna	9
Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian.....	24
Gambar 4.1 Grafik BOD Jembatan Canggü	31
Gambar 4.2 Grafik COD Jembatan Canggü	33
Gambar 4.3 Grafik <i>Detergent</i> Jembatan Canggü	34
Gambar 4.4 Grafik <i>Oil</i> Jembatan Canggü	36
Gambar 4.5 Grafik <i>Phenol</i> Jembatan Canggü	38
Gambar 4.6 Grafik BOD Jembatan Pening	40
Gambar 4.7 Grafik COD Jembatan Pening	42
Gambar 4.8 Grafik <i>Detergent</i> Jembatan Pening	43
Gambar 4.9 Grafik <i>Oil</i> Jembatan Pening	45
Gambar 4.10 Grafik <i>Phenol</i> Jembatan Pening	47
Gambar 4.11 Grafik BOD Jembatan Jrebeng	49
Gambar 4.12 Grafik COD Jembatan Jrebeng	50
Gambar 4.13 Grafik <i>Detergent</i> Jembatan Jrebeng	52
Gambar 4.14 Grafik <i>Oil</i> Jembatan Jrebeng	54
Gambar 4.15 Grafik <i>Phenol</i> Jembatan Jrebeng	56
Gambar 4.16 Grafik BOD Cangkir Tambangan	58
Gambar 4.17 Grafik COD Cangkir Tambangan	59
Gambar 4.18 Grafik <i>Detergent</i> Cangkir Tambangan	61
Gambar 4.19 Grafik <i>Oil</i> Cangkir Tambangan	63
Gambar 4.20 Grafik <i>Phenol</i> Cangkir Tambangan	65
Gambar 4.21 Grafik BOD Bambe Tambangan	67
Gambar 4.22 Grafik COD Bambe Tambangan	68
Gambar 4.23 Grafik <i>Detergent</i> Bambe Tambangan	70
Gambar 4.24 Grafik <i>Oil</i> Bambe Tambangan	72
Gambar 4.25 Grafik <i>Phenol</i> Bambe Tambangan	74
Gambar 4.26 Grafik BOD Karangpilang	76

Gambar 4.27 Grafik COD Karangpilang.....	77
Gambar 4.28 Grafik <i>Detergent</i> Karangpilang	79
Gambar 4.29 Grafik <i>Oil</i> Karangpilang	81
Gambar 4.30 Grafik <i>Phenol</i> Karangpilang.....	83
Gambar 4.31 Grafik BOD Jembatan Sepanjang.....	85
Gambar 4.32 Grafik COD Jembatan Sepanjang.....	86
Gambar 4.33 Grafik <i>Detergent</i> Jembatan Sepanjang	88
Gambar 4.34 Grafik <i>Oil</i> Jembatan Sepanjang	90
Gambar 4.35 Grafik <i>Phenol</i> Jembatan Sepanjang.....	91
Gambar 4.36 Grafik BOD Gunung Sari	93
Gambar 4.37 Grafik COD Gunung Sari	95
Gambar 4.38 Grafik <i>Detergent</i> Gunung Sari.....	97
Gambar 4.39 Grafik <i>Oil</i> Gunung Sari	99
Gambar 4.40 Grafik <i>Phenol</i> Gunung Sari	100
Gambar 4.41 Grafik BOD Ngagel.....	102
Gambar 4.42 Grafik COD Ngagel	104
Gambar 4.43 Grafik <i>Detergent</i> Ngagel	106
Gambar 4.44 Grafik <i>Oil</i> Ngagel	107
Gambar 4.45 Grafik <i>Phenol</i> Ngagel.....	109

BAB 1

PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang yang mendasari penulisan tesis. Di dalamnya mencakup identifikasi masalah dan beberapa informasi tentang penelitian terdahulu yang berhubungan dengan topik tesis. Dari informasi tersebut kemudian dirumuskan permasalahan yang akan dibahas, tujuan, manfaat, dan kontribusi dari tesis ini.

1.1 Latar Belakang

Sejak beberapa dasawarsa terakhir masyarakat semakin menyadari pentingnya upaya mengatasi masalah-masalah lingkungan hidup. Diantara masalah-masalah lingkungan yang banyak mendapat perhatian publik adalah menipisnya sumber daya air dan tingginya pencemaran. Hal tersebut menyebabkan penurunan kualitas lingkungan. Kualitas lingkungan yang banyak mendapat perhatian adalah kualitas air sungai.

Air merupakan sumber daya yang penting bagi manusia. Air digunakan dalam kehidupan sehari-hari seperti memasak, mencuci, mandi, minum, dan lain-lain. Di daerah perkotaan, manfaat air dapat diperoleh dari sungai yang membentang atau melewati daerah tersebut.

Kali Surabaya adalah daerah aliran sungai yang melewati kota Surabaya. Banyak industri atau rumah tangga yang menggantungkan kemanfaatan air dari Kali Surabaya, salah satunya adalah Perusahaan Air Minum Daerah (PDAM) Surabaya. Keberlangsungan usaha-usaha tersebut tidak terlepas dari kualitas air yang ada di sungai Kali Surabaya. Walaupun bergantung dari sungai, kegiatan usaha tersebut juga menghasilkan limbah. Limbah tersebut yang berpotensi untuk mencemari lingkungan sungai.

Untuk mengendalikan kualitas air sungai, Pemerintah kota Surabaya mengeluarkan Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001, Perda Provinsi Jawa Timur Nomor 2 Tahun 2008, dan Perda Kota Surabaya Nomor 2 Tahun 2004 tentang Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air menyatakan bahwa untuk menjamin kualitas air yang diinginkan sesuai peruntukannya agar

tetap dalam kondisi alamiahnya, maka perlu dilakukan upaya pengelolaan kualitas air. Pengendalian pencemaran air di badan sungai dapat dilakukan dengan 3 upaya yaitu pengurangan beban pencemaran, pengolahan dengan metode fisik, kimia, biologis atau kombinasi, dan penyaluran air buangan.

Dengan adanya upaya untuk pengurangan beban pencemaran, maka harus diketahui tingkat pencemaran suatu perairan dan beban pencemaran yang ada di sungai. Debby (2009) dalam penelitiannya melakukan analisis tingkat pencemaran dan analisis beban pencemaran pada Teluk Ambon Dalam menyimpulkan dengan menggunakan Indeks Storet didapatkan status kualitas air Teluk Ambon Dalam telah tercemar. Kemudian Laporan Badan Lingkungan Hidup (2011) dalam menentukan daya dukung dan daya tampung sungai Kalimas, dilakukan prediksi dan analisis beban pencemaran sungai Kalimas dengan beberapa skenario menggunakan Qual2kw.

Selain itu, penelitian Thesa (2013) dengan menggunakan metode Indeks Storet dan Indeks Pencemaran dalam studi penentuan status mutu air sungai Surabaya disimpulkan bahwa dengan Indeks Storet, 49,44% status mutu air di sungai Surabaya adalah tercemar berat untuk peruntukan kelas dua. Sedangkan status mutu air di sungai Surabaya dengan menggunakan indeks pencemaran 100% adalah tercemar sedang untuk peruntukan kelas dua, dengan parameter yang digunakan adalah Keasaman (pH), Kadar Oksigen Terlarut (DO), Kebutuhan Oksigen Secara Biokimia (BOD), Kebutuhan Oksigen Secara Kimiawi (COD), Padatan Tersuspensi (TSS), Temperatur, NO₂, NO₃, Fenol, Detergen, dan Bakteri *e coli*.

Penelitian Ginanjar (2014) dengan menggunakan pendekatan *software* Qual2e dan metode Neraca Massa dalam studi penentuan daya tampung beban pencemaran air sungai Garang Jawa Tengah, didapatkan parameter pencemaran air seperti BOD, senyawa Nitrogen dan Fosfor menempati daya tampung untuk kelas I, II, III, dan IV.

Penelitian-penelitian yang telah diuraikan di atas adalah penelitian tentang kualitas air yang menggunakan metode-metode yang digunakan dalam bidang lingkungan. Dalam bidang lainnya seperti Biologi, Wismaningsih (2007) melakukan analisis kualitas air Kali Surabaya dengan menggunakan Bioindikator

Makroinvertebrata Bentik dengan hasil yang didapatkan adalah kualitas air pada stasiun Mlirip, Perring, Karangpilang, dan Gunung Sari adalah tercemar berat. Sedangkan pada stasiun Bambe dikategorikan tercemar ringan.

Dalam bidang Matematika, Apriliani dan Masduqi (2008) menggunakan algoritma *Kalman Filter* dapat dilakukan estimasi kualitas air Kali Surabaya dengan cukup akurat dan parameter yang digunakan adalah Keasaman (pH), Kadar Oksigen Terlarut (DO), Kebutuhan Oksigen Secara Biokimia (BOD), Kebutuhan Oksigen Secara Kimiawi (COD), Padatan Tersuspensi (TSS), Kadar Nitrat, dan Kadar Fosfat.

Artificial Intelligence (AI), menawarkan beberapa algoritma untuk prediksi dan pengklasifikasian seperti *K-Nearest Neighbor*, *Artificial Neural Network*, *Support Vector Machines*, dan sebagainya. Oleh karena itu, dalam penelitian ini diharapkan dengan algoritma *Support Vector Machines Regression and classification* dapat memprediksi dan mengklasifikasi tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimanakah model yang tepat untuk memprediksi nilai parameter-parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya menggunakan algoritma *Support Vector Machines Regression*?
2. Bagaimanakah model yang tepat untuk mengklasifikasi tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya menggunakan algoritma *Support Vector Machines Classification*?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini dibatasi sebagai berikut:

1. Objek penelitiannya adalah Kali Surabaya.
2. Algoritma *Support Vector Machines Regression* yang digunakan adalah *Support Vector Regression* (SVR).

3. Algoritma *Support Vector Machines Classification* yang digunakan adalah *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM).
4. Parameter yang digunakan adalah, *Biochemical Oxygen Demand* (BOD), *Chemical Oxygen Demand* (COD), *Detergent*, *Oil*, *Phenol*.
5. Pengumpulan data dilakukan secara serentak oleh Perum. Jasa Tirta untuk setiap titik pengamatan pada tahun 2010-2014.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan perumusan masalah yang ada, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mendapatkan model yang tepat untuk memprediksi nilai parameter-parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya.
2. Mendapatkan model yang tepat untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah sebagai alternatif lain dalam mengambil keputusan dalam melakukan kegiatan prediksi dan klasifikasi tingkat pencemaran pada sungai.

1.6 Kontribusi Hasil Penelitian

Kontribusi hasil penelitian ini adalah sebagai awal untuk pengaplikasian metode/algoritma dalam *Artificial Intelligence* (AI) dalam ruang lingkup masalah lingkungan dan sebagai masukan untuk Pemerintah Daerah dalam memberikan keputusan untuk menentukan tingkat pencemaran.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Pada bab ini akan dibahas teori-teori yang menunjang pembahasan tesis selanjutnya, diantaranya adalah uraian singkat tentang penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan SVM, TB-SVM, dan kualitas air.

2.1 Kajian Pustaka

Penelitian tentang *Multiclass* SVM telah banyak dilakukan. Salah satunya dilakukan oleh Kreßel (1999) yang memperkenalkan metode *pairwise*. Metode ini bekerja dengan cara membentuk fungsi keputusan untuk semua kombinasi pasangan dua kelas yaitu $N(N-1)/2$ dimana N adalah jumlah kelas. Hasil klasifikasi metode ini sangat akurat namun memiliki kekurangan yaitu dari segi waktu perhitungan.

Selanjutnya diperkenalkan metode *Decision Direct Acyclic Graph* (DDAG) oleh Platt, dkk (2000) untuk menutupi kekurangan metode *pairwise*. Pada metode ini, tahap training dilakukan sebanyak $N(N-1)/2$ kali sedangkan pada tahap testing dilakukan sebanyak $(N-1)$ kali. Metode DDAG membutuhkan waktu yang lebih sedikit dari metode *pairwise*.

Penelitian yang dilakukan Jayadeva, dkk (2007) adalah mengembangkan variasi SVM yang baru yaitu *Twin Support Vector Machines* (T-SVM). Letak perbedaan SVM dan T-SVM adalah pada jumlah *hyperplane* yang dibentuk. T-SVM lebih efisien dari segi perhitungan waktu karena dalam proses mendapatkan *hyperplane* terbaik dicari solusi dari dua masalah pemrograman kuadratik yang berukuran kecil sedangkan SVM standar mencari solusi dari masalah pemrograman kuadratik yang berukuran dua kali dari masalah yang dimiliki T-SVM. Data dalam penelitian ini adalah data pasien penderita beberapa penyakit dengan klasifikasinya. Jayadeva, dkk memperlihatkan T-SVM lebih unggul dari segi keakurasian dibanding SVM standar.

Dari T-SVM diperkenalkan metode TB-SVM yang dimodifikasi dari algoritma DDAG. Pebo (2012) menggunakan TB-SVM yang diujicobakan pada masalah pengenalan ucapan yaitu mengenali kata-kata yang diucapkan dan akan

dilihat seberapa besar tingkat akurasi. Hasil pengenalan ucapan kata memperlihatkan bahwa TB-SVM lebih unggul dibandingkan T-SVM dengan tingkat keakurasian yang sangat tinggi yakni 97,101%.

Untuk masalah prediksi, penelitian Supriyanto (2012) memprediksi arah pergerakan harga harian valuta asing menggunakan SVM dengan metode *Kernel Trick* menggunakan fungsi *Kernel Radial Basis Function*. Dalam penelitian tersebut dikemukakan bahwa SVM dengan metode *Kernel Trick* menggunakan fungsi kernel RBF dapat digunakan untuk memprediksi arah pergerakan harga harian perdagangan valuta asing dengan akurat. Hal ini ditunjukkan dengan akurasi prediksi terhadap USD/JPY untuk periode bulan Juni 2012 yang mencapai 100% (21 data dapat diprediksi dengan benar seluruhnya) dan pada EUR/USD maupun GBP/USD yang mencapai 95.24%.

Ismail (2014) dalam penelitiannya menggunakan algoritma *Support Vector Machines* untuk memprediksi Rentet waktu harga daging ayam broiler dan telur ayam broiler. Metode prediksi harga komoditas daging ayam broiler dengan RMSE, *k-fold*, *C cost*, dan bobot terbaik.

2.2 Dasar Teori

Dasar teori yang diberikan dalam tesis ini merupakan teori tentang SVM, SVR TB-SVM, pencemaran air, beban pencemaran, status mutu air.

2.2.1 Support Vector Machines (SVM)

SVM pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik bersama Boser & Guyon yang pertama kali dipresentasikan pada tahun 1992 di *Annual Workshop on Computational Learning Theory*. Evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya menempatkannya sebagai *state of the art* dalam *pattern recognition*, dan dewasa ini merupakan salah satu tema yang berkembang dengan pesat. SVM merupakan metode yang bekerja atas prinsip *Structural Risk Minimization* (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah kelas pada *input space*, seperti yang dikemukakan oleh Cortes and Vapnik, bahwa: “*Support Vector Machines (SVM) originally separates the binary classes ($k=2$) with a maximized margin criterion*”.

2.2.1.1 SVM Linear

Misalkan terdapat m data pelatihan $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ dimana $x_i \in \mathbb{R}^n$ adalah sampel data dan $y_i \in \{1, -1\}$ adalah target atau kelas dari sampel data. Misalkan juga bahwa data untuk kedua kelas terpisah secara linear (*linearly separable*) maka ingin dicari fungsi pemisah (*hyperplane*)

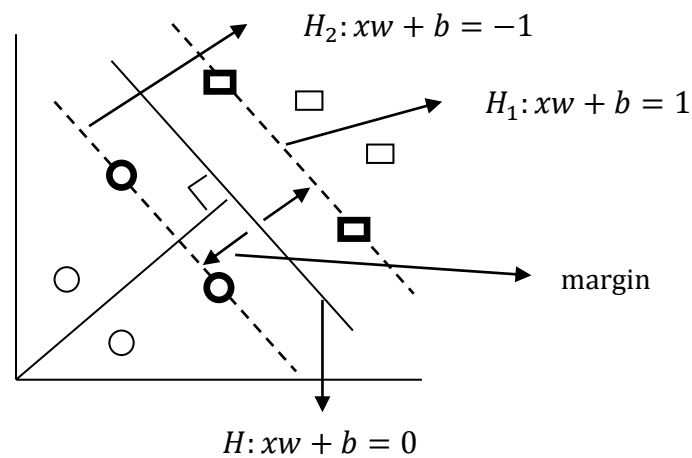
$$f(x) = xw + b = 0 \quad (2.1)$$

Dimana $w \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ adalah parameter bobot dan $b \in \mathbb{R}$ adalah parameter bias serta berlaku

$$\begin{aligned} x_i w + b &> 0, \text{ untuk } y_i = 1 \\ x_i w + b &< 0, \text{ untuk } y_i = -1 \end{aligned} \quad (2.2)$$

Misalkan $H: xw + b = 0$ adalah *hyperplane* yang ingin dicari sedangkan, $H_1: xw + b = 1$ dan $H_2: xw + b = -1$ adalah *hyperplane* dari kelas 1 dan -1. Untuk mendapatkan H yang optimal maka jarak H_1 dan H_2 ke H haruslah sama dengan syarat bahwa tidak ada sampel data antara H_1 dan H_2 serta jarak H_1 ke H_2 adalah jarak yang maksimal.

Untuk memaksimalkan jarak H_1 dan H_2 maka digunakan sampel data positif yang terletak pada H_1 dan sampel data negatif yang terletak pada H_2 . Sampel data ini disebut *support vector* karena fungsinya sebagai penentu dalam mendapatkan *hyperplane* yang optimal. Sedangkan sampel data yang lain dapat dibuang atau digerakkan menuju H_1 dan H_2 asalkan tidak melewati masing-masing *hyperplane*.



Gambar 2.1. contoh *hyperplane* maksimal yang memisahkan 2 kelas

Misalkan $(x_0, y_0) \in \mathbb{R}^2$ sebarang titik maka jarak titik ini ke garis $Ax + By + C = 0$ adalah

$$\frac{|Ax_0 + By_0 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (2.3)$$

Sehingga jarak sampel data x yang terletak pada H_1 ke H adalah

$$\frac{|xw + b|}{\sqrt{w^T w}} = \frac{1}{\|w\|} \quad (2.4)$$

Karena jarak H_1 dan H_2 ke H adalah sama maka jarak H_1 ke H_2 adalah

$$\frac{2}{\|w\|}.$$

Masalah memaksimalkan $\frac{2}{\|w\|}$ ekuivalen dengan masalah meminimumkan $\frac{\|w\|^2}{2}$ dengan syarat bahwa tidak ada sampel data diantara H_1 dan H_2 yakni $x_i w + b \geq 1$, untuk $y_i = 1$ dan $x_i w + b \leq 1$, untuk $y_i = -1$. Jika digabungkan dua kondisi di atas maka diperoleh $y_i(x_i w + b) \geq 1$.

Dengan demikian, masalah mencari parameter w dan b yang optimal agar diperoleh *hyperplane* yang optimal merupakan masalah pemograman kuadratik

$$\min_{w, b} \frac{1}{2} w^T w \quad (2.5)$$

Dengan kendala

$$y_i(x_i w + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Solusi dari masalah pemograman kuadratik diatas didapatkan dengan cara mengubah bentuk primal ke bentuk dual dengan memperkenalkan Pengali *Lagrange*. Misalkan $\alpha \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ adalah Pengali *Lagrange* maka masalah pemograman (2.5) di atas berubah menjadi

$$\mathcal{L}(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^m \alpha_i (y_i(x_i w + b)) + \sum_{i=1}^m \alpha_i \quad (2.6)$$

Solusi dari masalah ini harus memenuhi syarat *Karush-Kuhn Tucker* (KKT) yakni

$$\begin{aligned} 1. \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial w} = 0 &\rightarrow w - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i = 0 \\ &\rightarrow w = \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i x_i \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$2. \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial b} = 0 \rightarrow 0 - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0$$

$$\rightarrow \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad (2.8)$$

$$3. \quad \alpha_i y_i (x_i w + b) - 1 = 0 \quad (2.9)$$

$$4. \quad \alpha_i \geq 0 \quad (2.10)$$

Dengan demikian bentuk dual yang diperoleh adalah

$$\max \mathcal{L}(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j^T \quad (2.11)$$

Dengan kendala

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \text{dan} \quad \alpha_i \geq 0 \quad \text{dimana} \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Parameter bobot dan bias dapat dihitung dengan Persamaan

$$w = \sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i x_i \quad \text{dan} \quad b = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{i=1}^{N_{SV}} (y_i - x_i w) \quad (2.12)$$

SV adalah himpunan *Support Vector* dan $i \in SV$ jika $\alpha_i \neq 0$

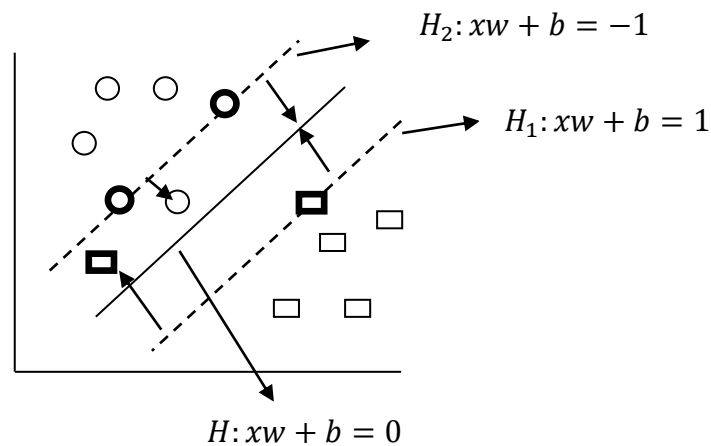
N_{SV} adalah jumlah *Support Vector*.

Dengan menggunakan Persamaan $f(x) = xw + b$

Maka data input $x \in \mathbb{R}^n$ yang baru diklasifikasikan menjadi

$$\begin{cases} \text{klas} +1, & \text{jika } f(x) > 0 \\ \text{klas} -1, & \text{jika } f(x) < 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

Selanjutnya jika terjadi kasus pemisahan yang tidak sempurna, dalam hal ini terdapat data antara H_1 dan H_2 seperti tampak pada Gambar di bawah ini.



Gambar 2.2. Contoh kasus pemisahan data yang tidak sempurna

Untuk mengatasi masalah ini, akan diperkenalkan variabel *slack* μ yang tidak negatif ($\mu \geq 0$) dan dimasukkan pada fungsi kendala (2.5) sehingga menjadi $y_i(x_i w + b) \geq 1 - \mu, \quad i = 1, 2, \dots, m$.

Sedangkan pada fungsi objektifnya ditambahkan parameter positif C sehingga menjadi $\frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m \mu_i$

Secara lengkap, masalah pemograman kuadratik (2.5) berubah menjadi

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^m \mu_i \quad (2.14)$$

Dengan kendala

$$y_i(x_i w + b) \geq 1 - \mu_i, \quad \mu_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Dengan menggunakan Pengali Lagrange $\alpha \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ maka bentuk primal (2.14) dapat dirubah menjadi bentuk dual sebagai berikut

$$\max \mathcal{L}(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j^T \quad (2.15)$$

Dengan kendala

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \text{dan} \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, 2, \dots, m$$

2.2.1.2 SVM non Linear

Dalam masalah klasifikasi kebanyakan sampel data tidak terpisah secara linear sehingga jika digunakan SVM linear maka hasil yang diperoleh tidak optimal dan mengakibatkan hasil klasifikasi yang buruk. Salah satu keunggulan SVM adalah dapat diperluas untuk menyelesaikan masalah non linear. SVM linear dapat diubah menjadi SVM non linear dengan menggunakan metode kernel. Metode ini bekerja dengan cara memetakan data input ke ruang *feature* yang dimensinya lebih tinggi dengan menggunakan fungsi sebuah ϕ . Contoh misalkan $u = (u_1, u_2)$ adalah data input pada \mathbb{R}^2 dan $\phi(u) = (1, \sqrt{2}u_1, \sqrt{2}u_2, u_1^2, u_2^2, \sqrt{u_1}u_2)$ adalah data input pada ruang *feature* yang berdimensi lebih tinggi yakni \mathbb{R}^5 , diharapkan data input hasil pemetaan ke ruang *feature* akan terpisah secara linear sehingga dapat dicari *hyperplane* yang optimal.

Misalkan $x \rightarrow \phi(x)$ maka Persamaan (2.14)-(2.15) dapat ditulis menjadi

$$\max \psi(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi^T(x_i) \phi(x_j) \quad (2.16)$$

Dengan kendala

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \text{dan } \alpha_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Parameter bobot dan bias dapat dihitung dengan Persamaan

$$w = \sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i \phi(x_i) \quad \text{dan } b = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{i=1}^{N_{SV}} (y_i - w^T \phi(x_i)) \quad (2.17)$$

Sedangkan *hyperplane* optimal pada Persamaan (2.1) berubah menjadi

$$f(x) = w^T \phi(x) + b = 0 \quad (2.18)$$

Permasalahan yang muncul adalah jika sampel data input untuk tahap latih dalam jumlah yang besar maka perhitungan hasil kali titik $\phi^T(x_i) \phi(x_j)$ pada (2.16) akan membuat perhitungan semakin lama. Oleh karena itu, diperlukan cara untuk menghitung $\phi^T(x_i) \phi(x_j)$ tanpa mengetahui fungsi ϕ . Misalkan K adalah sebuah fungsi dengan sifat $K(u, v) = \phi^T(u) \phi(v)$. Dimana $u, v \in \mathbb{R}^n$ dan $\phi: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $n < m$. Fungsi K ini disebut sebagai fungsi kernel. Menurut Shiego Abe (2010), fungsi kernel yang sering digunakan adalah sebagai berikut:

- Kernel linear : $K(u, v) = u^T v$
- Kernel polynomial : $K(u, v) = (1 + u^T v)^d, d \geq 2$
- Kernel RBF : $K(u, v) = \exp(-\gamma \|u - v\|^2), \gamma > 0$

Dengan menggunakan konsep fungsi kernel di atas maka Persamaan (2.16)-(2.18) berubah menjadi

$$\max \psi(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (2.19)$$

Dengan kendala

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i = 0 \quad \text{dan } \alpha_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Parameter bias dapat dihitung dengan Persamaan

$$b = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{i=1}^{N_{SV}} y_i - \left(\sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j) \right) \quad (2.20)$$

Sedangkan *hyperplane* optimalnya

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \quad (2.21)$$

Data input $x \in \mathbb{R}^n$ yang baru tetap diklasifikasikan berdasarkan syarat pada (2.13).

2.2.2 Support Vector Regression (SVR)

Misalnya kita punya n set data latih, (x_i, y_i) dimana $i = 1, 2, 3, \dots, n$ dengan input $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subseteq \mathbb{R}^N$ dan output yang bersangkutan $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \subseteq \mathbb{R}$. Dengan *Support Vector Regression*, kita ingin menemukan suatu fungsi $f(x)$ yang mempunyai deviasi paling besar ε dari target aktual y_i untuk semua data latih. Misalnya kita mempunyai fungsi berikut sebagai garis regresi

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (2.22)$$

dimana $\varphi(x)$ menunjukkan suatu titik didalam *feature space* F hasil pemetaan x di dalam input *space*. Koefisien w dan b diestimasi dengan cara meminimalkan fungsi resiko (*risk function*) yang didefinisikan dalam Persamaan

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) \quad (2.23)$$

Dengan kendala

$$\begin{aligned} y_i - w\varphi(x_i) - b &\leq \varepsilon \\ w\varphi(x_i) - y_i + b &\leq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

Dimana

$$L_\varepsilon(y_i, f(x_i)) = \begin{cases} |y_i - f(x_i)| - \varepsilon & |y_i - f(x_i)| \geq \varepsilon \\ 0 & \text{untuk yang lain} \end{cases} \quad (2.24)$$

Faktor $\|w\|^2$ dinamakan reguralisasi. Meminimalkan $\|w\|^2$ akan membuat suatu fungsi setipis mungkin, sehingga bisa mengontrol kapasitas fungsi. Faktor kedua dalam fungsi tujuan adalah kesalahan empirik (*empirical error*) yang diukur dengan ε -insensitive loss function. Menggunakan ide ε -insensitive loss function Vapkin (1996) menurut Santosa (2007) kita harus meminimalkan *norm* dari w agar mendapatkan generalisasi yang baik untuk fungsi regresi f . Karena itu kita perlu menyelesaikan masalah optimasi berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2.25)$$

Dengan kendala

$$y_i - w\varphi(x_i) - b \leq \varepsilon$$

$$w\varphi(x_i) - y_i + b \leq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Kita asumsikan bahwa ada suatu fungsi f yang dapat mengaproksimasi semua titik (x_i, y_i) dengan presisi ε . Dalam kasus ini kita asumsikan bahwa semua titik ada dalam rentang $f + \varepsilon$ (*feasible*). Dalam hal ketidaklayakan (*infeasible*), dimana mungkin ada beberapa titik yang mungkin keluar dari rentang $f \pm \varepsilon$, kita bisa menambahkan variabel *slack* (ξ, ξ^*) untuk mengatasi masalah pembatas yang tidak layak (*infeasible constraint*) dalam masalah optimasi. Selanjutnya masalah optimasi di atas bisa diformulasikan sebagai berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\xi, \xi^*) \quad (2.26)$$

Dengan kendala

$$\begin{aligned} y_i - w^T \varphi(x_i) - b - \xi_i &\leq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ w^T \varphi(x_i) - y_i + b - \xi_i^* &\leq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \end{aligned}$$

Konstanta $C > 0$ menentukan tawar menawar (*trade off*) antara ketipisan fungsi f dan batas atas deviasi lebih dari ε masih ditoleransi. Semua deviasi lebih besar daripada ε akan dikenakan pinalti sebesar C . Dalam *Support Vector Regression*, ε ekuivalen dengan akurasi dari aproksimasi kita terhadap data latih. Nilai ε yang kecil terkait dengan nilai yang tinggi pada variabel *slack* ξ_i^* dan akurasi aproksimasi yang tinggi. Sebaliknya, nilai yang tinggi untuk ε berkaitan dengan nilai ξ_i^* yang kecil dan aproksimasi yang rendah. Menurut Persamaan (2.26) nilai yang tinggi untuk variabel *slack* akan membuat kesalahan empirik mempunyai pengaruh yang besar terhadap faktor regulasi. Dalam *Support Vector Regression*, *Support Vector* adalah data latih yang terletak pada dan diluar batas f dari fungsi keputusan, oleh karena itu jumlah *support vector* menurun dengan naiknya ε .

Dalam formulasi dual, masalah optimisasi dari *Support Vector Regression* adalah sebagai berikut:

$$\max -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \quad (2.27)$$

Dengan kendala

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq C, i = 1, 2, \dots, n$$

Dimana C parameter yang ditentukan, $K\langle x_i, x_j \rangle$ adalah *dot-product* kernel yang didefinisikan sebagai $K\langle x_i, x_j \rangle = \varphi^T(x_i)\varphi(x_j)$. Dengan menggunakan *langrange multiplier* dan kondisi optimalitas, fungsi regresi secara eksplisit dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K\langle x_i, x_j \rangle + b \quad (2.28)$$

2.2.3 Support Vector Machines berbasis Decision Directed Acyclic Graph (DDAG)

Pada metode DDAG tahap training dilakukan sebanyak $N(N-1)/2$ kali, namun untuk tahap testingnya hanya dilakukan sebanyak $(N-1)$ kali. Algoritmanya sebagai berikut:

1. Dapatkan *hyperplane* optimal yaitu Persamaan $f_{i,j}(x) = w_{i,j}^T \phi(x) + b_{i,j}$ untuk semua kombinasi pasangan dua kelas.
2. Untuk data input x yang baru, pilih sebarang pasangan dua kelas dan hitung nilai $f_{i,j}(x)$. Jika $f_{i,j}(x) > 0$, maka tandai kelas i sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas j dan sebaliknya, jika $f_{i,j}(x) < 0$ maka tandai kelas j sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas i .
3. Kelas yang terpilih dipasangkan dengan satu kelas yang dipilih secara acak dari keseluruhan kelas yang tersisa.
4. Ulangi langkah (2) dan (3) sampai menyisakan hanya satu kelas (kelas pemenang). Data input x diklasifikasikan sebagai anggota dari kelas pemenang.

2.2.4 Twin Support Vector Machines (T-SVM)

Twin Support Vector Machines (T-SVM) merupakan klasifikasi biner yang menggunakan dua *hyperplane* non paralel untuk memisahkan dua kelas (Jayadeva, dkk. 2007). Dua *hyperplane* tersebut diperoleh dengan cara menyelesaikan dua masalah pemrograman kuadratik yang lebih kecil dibandingkan dengan masalah pemrograman kuadratik pada *Support Vector Machines* (SVM)

standar dan ini merupakan kelebihan *Twin Support Vector Machines* (T-SVM) dari *Support Vector Machines* (SVM) dalam segi waktu.

Misalkan, terdapat m data latih $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ dimana $x_i \in \mathbb{R}^n$ adalah sampel data dan $x_i \in \{1, -1\}$ adalah target/kelas dari sampel data. T-SVM bertujuan untuk mencari dua fungsi pemisah (*hyperplane*) yang optimal yaitu

$$f_1(x) = xw_1 + b_1 = 0 \text{ dan } f_2(x) = xw_2 + b_2 = 0 \quad (2.29)$$

Dimana $w_1, w_2 \in \mathbb{R}^{n \times 1}$ adalah parameter bobot dan $b_1, b_2 \in \mathbb{R}$ adalah parameter bias. Selanjutnya, misalkan matriks $A \in \mathbb{R}^{m_1 \times n}$ mewakili sampel data dari kelas +1 dan matriks $B \in \mathbb{R}^{m_2 \times n}$ mewakili sampel data dari kelas -1. Sedangkan $e_1 \in \mathbb{R}^{m_1 \times 1}$ dan $e_2 \in \mathbb{R}^{m_2 \times 1}$ adalah *vector* kolom yang semua elemennya bernilai satu.

Untuk mendapatkan dua *hyperplane* tersebut maka harus dicari solusi dari dua masalah pemograman kuadratik berikut:

$$\min_{w_1, b_1, \mu_1} \frac{1}{2} (Aw_1 + e_1 b_1)^T (Aw_1 + e_1 b_1) + C_1 e_2^T \mu_1$$

dengan kendala

$$-(Bw_1 + e_2 b_1) + \mu_1 \geq e_2, \mu_1 \geq 0 \quad (2.30)$$

dan

$$\min_{w_2, b_2, \mu_2} \frac{1}{2} (Bw_2 + e_2 b_2)^T (Bw_2 + e_2 b_2) + C_2 e_1^T \mu_2$$

dengan kendala

$$(Aw_2 + e_1 b_2) + \mu_2 \geq e_1, \mu_2 \geq 0 \quad (2.31)$$

Dimana C_1 dan C_2 adalah parameter positif serta μ_1 dan μ_2 adalah variabel *slack*.

Pada fungsi objektif (2.30) di atas, tujuan meminimumkan $(Aw_1 + e_1 b_1)^T (Aw_1 + e_1 b_1)$ adalah untuk menjaga agar *hyperplane* menjadi dekat dengan sampel data dari kelas +1. Sedangkan bagian kendalanya mensyaratkan bahwa jarak yang paling kecil dari *hyperplane* ke sampel data kelas -1 adalah satu. Begitupun sebaliknya, pada fungsi objektif (2.31) di atas, tujuan meminimumkan $(Bw_2 + e_2 b_2)^T (Bw_2 + e_2 b_2)$ adalah untuk menjaga agar *hyperplane* menjadi dekat dengan sampel data dari kelas -1. Sedangkan bagian

kendalanya mensyaratkan bahwa jarak yang paling kecil dari *hyperplane* ke sampel data +1 adalah satu.

Kemudian, Jayadeva dkk (2007) menurunkan bentuk dual dari masalah pemograman kuadratik (2.30) dan (2.31) di atas sebagai berikut

$$\max_{\alpha} e^t \alpha - \frac{1}{2} \alpha^T G (H^T H)^{-1} G^T \alpha$$

dengan kendala, $0 \leq \alpha \leq C_1$ (2.32)

dan

$$\max_{\beta} e^t \beta - \frac{1}{2} \beta^T P (Q^T Q)^{-1} P^T \beta$$

dengan kendala, $0 \leq \beta \leq C_2$ (2.33)

dimana $G = [B \ e_2]$, $H = [A \ e_1]$, $P = [A \ e_2]$, $Q = [B \ e_1]$

Pada Persamaan (2.32) dan (2.33) $\alpha \in \mathbb{R}^{m_2}$ dan $\beta \in \mathbb{R}^{m_1}$ merupakan faktor Pengali *Lagrange*. Dua *hyperplane* non-parallel pada Persamaan (2.29) diperoleh dari:

$$v_1 = -(H^T H)^{-1} G^T \alpha \text{ dan } v_2 = (Q^T Q)^{-1} P^T \beta$$
 (2.34)

dengan $v_1 = \begin{bmatrix} w_1 \\ b_1 \end{bmatrix}$ dan $v_2 = \begin{bmatrix} w_2 \\ b_2 \end{bmatrix}$

Pada kondisi tertentu matriks $H^T H$ dan $Q^T Q$ bisa saja bukan matrik semi definit positif. Hal ini akan menyebabkan solusi yang diperoleh dari masalah pemograman kuadratik (2.32 – 2.33) buruk. Untuk mengatasinya digunakan syarat regulasi εI dimana $\varepsilon > 0$ yang ditambahkan pada Persamaan (2.34) sehingga menjadi

$$v_1 = -(H^T H + \varepsilon I)^{-1} G^T \alpha \text{ dan } v_2 = (Q^T Q + \varepsilon I)^{-1} P^T \beta$$
 (2.35)

Sampel data $x \in \mathbb{R}^n$ yang baru diklasifikasikan ke dalam kelas r ($r = 1, 2$) berdasarkan jarak yang minimum untuk kedua *hyperplane* tersebut, yaitu

$$xw_r + b_r = \min_{j=1,2} |xw_j + b_j|$$
 (2.36)

2.2.5 Multiclass Twin Bounded Support Vector Machines

Pada penelitian Pebo (2012) *Multiclass Twin Bounded Support Vector Machiness* (TB-SVM) didapatkan dari memodifikasi algoritma *Decision Directed Acyclic Graph* (DDAG). Agar dapat diterapkan pada TB-SVM maka algoritmanya harus dimodifikasi khususnya pada langkah pemilihan pasangan dua

kelas dan penetapan kelas terpilih (pemenang). Langkah pemilihan pasangan dua kelas tidak lagi dilakukan secara acak, namun dilakukan berdasarkan jarak yang paling minimum dari keseluruhan pasangan dua kelas yang dibentuk. Untuk jarak dua kelas

$$jarak = \sqrt{\frac{1}{m^2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (x_i^T x_j) - \frac{2}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_i y_j) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (y_i^T y_j)} \quad (2.37)$$

Sedangkan jarak dari rata-rata dua kelas pada ruang *feature* adalah

$$jarak = \sqrt{\frac{1}{m^2} \sum_{i=j=1}^m K(x_i, x_j) - \frac{2}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n K(x_i, y_j) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=j=1}^n K(y_i, y_j)} \quad (2.38)$$

Jarak inilah yang akan dipakai sebagai syarat pemilihan dua kelas pasangan pada algoritma DDAG.

2.2.5.1. Algoritma DDAG yang Dimodifikasi

Misalkan *hyperplane* optimal yang diperoleh dari pasangan kelas i dan kelas j adalah

$$f_i(x) = xw_1 + b_1 = 0 \text{ dan } f_j(x) = xw_2 + b_2 = 0 \quad (2.39)$$

Algoritma DDAG untuk TB-SVM linear adalah sebagai berikut:

1. Dapatkan *hyperplane* optimal yakni Persamaan (2.39) untuk semua kombinasi pasangan dua kelas dan hitung jarak dari rata-rata pasangan dua kelas yang terbentuk menggunakan Persamaan (2.37).
2. Pilih pasangan yang memiliki jarak yang paling kecil.
3. Untuk data input x yang baru, hitung nilai $g_i(x) = |xw_1 + b_1|$ dan $g_j(x) = |xw_2 + b_2|$. Jika $g_i(x) < g_j(x)$ maka tandai kelas i sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas j , sebaliknya, jika $g_i(x) > g_j(x)$ maka tandai kelas j sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas i .
4. Kelas yang terpilih dipasangkan dengan satu kelas yang dipilih keseluruhan kelas yang tersisa dengan syarat bahwa pasangan baru yang memiliki jarak yang paling kecil.
5. Ulangi langkah (3) dan (4) sampai menyisakan hanya satu kelas (kelas pemenang). Data input x diklasifikasikan sebagai anggota dari kelas pemenang.

Untuk kasus non linear, misalkan *hyperplane* optimal yang diperoleh dari pasangan kelas i dan kelas j adalah

$$f_i(x) = K(x, C)u_1 + b_1 \text{ dan } f_j(x) = K(x, C)u_2 + b_2 \quad (2.40)$$

Algoritma DDAG untuk TB-SVM non linear adalah sebagai berikut:

1. Dapatkan *hyperplane* optimal yakni Persamaan (2.40) untuk semua kombinasi pasangan dua kelas dan hitung jarak dari rata-rata pasangan dua kelas yang terbentuk menggunakan Persamaan (2.38).
2. Pilih pasangan yang memiliki jarak yang paling kecil.
3. Untuk data input x yang baru, hitung nilai $g_i(x) = |K(x, C)u_1 + b_1|$ dan $g_j(x) = |K(x, C)u_2 + b_2|$. Jika $g_i(x) < g_j(x)$ maka tandai kelas i sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas j , sebaliknya, jika $g_i(x) > g_j(x)$ maka tandai kelas j sebagai kelas yang terpilih dan hapus kelas i .
4. Kelas yang terpilih dipasangkan dengan satu kelas yang dipilih keseluruhan kelas yang tersisa dengan syarat bahwa pasangan baru yang memiliki jarak yang paling kecil.
5. Ulangi langkah (3) dan (4) sampai menyisakan hanya satu kelas (kelas pemenang). Data input x diklasifikasikan sebagai anggota dari kelas pemenang.

2.2.6 Pencemaran Air

Dalam PP No. 20/1990 tentang pengendalian pencemaran air, Pencemaran air didefinisikan sebagai masuknya atau dimasukkannya makhluk hidup, zat, energi, dan atau komponen lain ke dalam air oleh kegiatan manusia sehingga kualitas air turun sampai ke tingkat tertentu yang menyebabkan air tidak berfungsi lagi sesuai dengan peruntukannya. Bahan pencemaran air dapat berupa limbah padat maupun limbah cair, misalnya limbah yang berasal dari rumah tangga, industri, pertanian, dan rumah sakit.

Pencemaran air mempengaruhi tanaman dan organisme yang hidup di sekitar air. Dalam hampir semua kasus efeknya merusak tidak hanya untuk spesies individu dan populasi, tetapi juga untuk masyarakat biologis alami.

Kontaminan tertentu menyebabkan pencemaran dalam air dan konsentrasi suatu zat (kontaminan) yang melebihi rata-rata cukup untuk

mengklasifikasikan bahwa air tersebut sudah tercemar. Beberapa kontaminan penyebab pencemaran air adalah Mikroorganisme patogen dan Kontaminan kimia.

Sementara itu, pencemaran air dapat dianalisis melalui beberapa metode yaitu fisik, kimia, dan biologi. Adapun untuk pengujian kimia dalam penentuan pencemaran air antara lain:

1. *Biochemical Oxygen Demand (BOD)*

Biochemical Oxygen Demand (BOD) atau kebutuhan oksigen biokimiawi merupakan satuan yang digunakan untuk mengukur kebutuhan oksigen yang diperlukan untuk menguraikan bahan organik di dalam air limbah, yang menggunakan ukuran mg/L air kotor. Pemeriksaan BOD diperlukan untuk menentukan beban pencemaran akibat air buangan penduduk atau industry.

Oksigen yang dibutuhkan dalam uji BOD dapat diketahui dengan menginkubasi contoh air pada suhu 20 °C selama lima hari. untuk memecahkan bahan-bahan tersebut secara sempurna pada suhu 20 °C sebenarnya dibutuhkan waktu 20 hari, tetapi untuk praktisnya diambil waktu lima hari tersebut hanya dapat mengukur 68% dari total BOD.

2. *Chemical Oxygen Demand (COD)*

Chemical Oxygen Demand (COD) atau kebutuhan oksigen kimia adalah jumlah oksigen yang diperlukan agar bahan buangan yang ada di dalam air dapat teroksidasi melalui reaksi kimia.

3. *Detergent*

Detergent adalah campuran berbagai bahan yang digunakan untuk membantu pembersihan dan terbuat dari bahan-bahan turunan minyak bumi.

4. *Oil*

Lemak dan minyak tidak hanya dikenal sebagai sumber makanan manusia, tapi merupakan bahan baku lilin, margarin, detergen, kosmetik, obat-obatan, dan bahan pelumas, yang diolah dengan proses yang berbeda. Berat jenis lemak lebih rendah dari pada air, oleh karena itu air dan lemak tidak dapat bercampur sehingga lemak akan berada di atas dan air berada dibawah.

5. *Phenol*

Fenol atau asam karbolat atau benzenol adalah zat kristal tak berwarna yang mempunyai bau khas.

2.2.7 Status Mutu Air Sungai

Mutu air adalah kondisi kualitas air yang diukur dan atau diuji berdasarkan parameter-parameter tertentu dan metode tertentu berdasarkan peraturan perundang-undangan yang berlaku. Sedangkan status mutu air adalah tingkat kondisi mutu air yang menunjukkan kondisi cemar atau kondisi baik pada suatu sumber air dalam waktu tertentu dengan membandingkan dengan baku mutu air yang ditetapkan. Menurut Keputusan Menteri Negara Lingkungan Hidup No 115 tahun 2003 tentang pedoman status mutu air terdapat dua metode salah satunya adalah metode Storet.

Metode Storet adalah membandingkan antara data kualitas air dengan baku mutu air yang disesuaikan dengan peruntukannya guna menentukan status mutu air. Cara untuk menentukan status mutu air adalah dengan menggunakan sistem nilai dari “*Environmental Protection Agency (US-EPA)*” dengan mengklasifikasikan mutu air dalam empat kelas, yaitu:

1. Kelas A : baik sekali, skor = 0 → memenuhi baku mutu
2. Kelas B : baik, skor = -1 s/d -10 → cemar ringan
3. Kelas C : sedang, skor = -11 s/d -30 → cemar sedang
4. Kelas D : buruk, skor \geq -30 → cemar berat

Penentuan status mutu air dengan menggunakan metoda Storet dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Lakukan pengumpulan data kualitas air dan debit air secara periodic sehingga membentuk data dari waktu ke waktu (*time series data*).
2. Bandingkan data hasil pengukuran dari masing-masing parameter air dengan nilai baku mutu yang sesuai dengan kelas air.
3. Jika hasil pengukuran memenuhi nilai baku mutu air (hasil pengukuran < baku mutu) maka diberi skor 0.
4. Jika hasil pengukuran tidak memenuhi nilai baku mutu air (hasil pengukuran > baku mutu), maka diberi skor:

Tabel 2.1 Penentuan Sistem Nilai untuk Menentukan Status Mutu Air

Jumlah contoh ¹⁾	Nilai	Parameter		
		Fisika	Kimia	Biologi
< 10	Maksimum	-1	-2	-3
	Minimum	-1	-2	-3
	Rata-rata	-3	-6	-9
≥ 10	Maksimum	-2	-4	-6
	Minimum	-2	-4	-6
	Rata-rata	-6	-12	-18

Sumber : Canter (1977) dalam lampiran Kepmen LH

Catatan ¹⁾ Jumlah parameter yang digunakan untuk penentuan status mutu air.

- Jumlah negatif dari seluruh parameter dihitung dan ditentukan status mutunya dari jumlah skor yang didapat dengan menggunakan sistem nilai.

BAB 3

METODA PENELITIAN

Bab ini menjelaskan langkah-langkah yang digunakan dalam proses pelaksanaan tiap-tiap langkah yang dilakukan dalam menyelesaikan tesis ini.

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi literatur

Pada tahap ini, diawali dengan mempelajari teori-teori atau literatur tentang kualitas air Kali Surabaya, beban pencemaran sungai, baku mutu kualitas air Kali Surabaya, metode *Support Vector Machines*, serta mempelajari penelitian-penelitian yang telah dilakukan tentang beban pencemaran air sungai dan *Support Vector Machines*.

2. Pengumpulan data sekunder

Pada tahap ini, data sekunder dikumpulkan dari Perum. Jasa Tirta, Badan Lingkungan Hidup kota Surabaya, PDAM Surabaya. Data berupa nilai parameter kualitas air. Data yang dikumpulkan merupakan data time series dari tahun 2010 – 2014 dengan 5 parameter dan 9 lokasi pengamatan.

3. Membuat Model Prediksi dengan menggunakan algoritma *Support Vector Regression*

Support Vector Regression merupakan bagian dari *Support Vector machines* yang digunakan untuk kasus regresi. Dalam membuat model prediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dengan algoritma *Support Vector Regression*, langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

- a. Data diolah menggunakan *software* Ms. Excel dan disimpan menjadi 9 file serta setiap file terdiri dari 5 parameter yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*, kemudian data disimpan dengan nama BodTes1, CodTes1, DetTes1, OilTes1, dan FenTes1. Data tersebut digunakan sebagai data input dalam aplikasi algoritma *Support Vector Regression*.

- b. Dalam proses aplikasi tersebut terlebih dahulu data dinormalisasikan dengan metode *min-max* dengan rumus

$$data\ baru = \frac{X - min}{max - min}$$

Dengan X = data asli
 Min = data minimum
 Max = data Maximum

- c. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
- d. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai C cost = 10000000, dan *epsilon* = 0.000005.
- e. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih dan didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji.
- f. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil.
4. Membuat Model Prediksi dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines*

Twin Bounded Support Vector Machines bagian dari *Support Vector machines* yang digunakan untuk kasus klasifikasi. Dalam membuat model klasifikasi tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dengan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines*, langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

- a. Data diolah menggunakan *software* Ms. Excel dengan mengambil nilai rata-rata dari setiap tahun pada semua titik pengamatan.
- b. Menentukan kelas dari data yang sudah dikumpulkan dengan menggunakan metode Storet.
- c. Data dibagi menjadi dua yaitu data latih 80% dan data uji 20%.
- d. Pemilihan metode TBSVM yang digunakan adalah fungsi kernel *polynomial* dengan nilai $d = 1; 1.5; , C1 = 100000000; 1000000000.5; , C2 = 100000 , C3 = 500 , C4 = 5; 50. .$

- e. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih dan didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji.
- f. Model dipilih berdasarkan tingkat akurasi yang tinggi.

5. Penyusunan Paper

Tahap penyusunan paper dilakukan untuk memenuhi syarat publikasi jurnal. Dilakukan penyusunan sesuai dengan pedoman seminar yang akan diikuti.

6. Mengikuti Seminar Nasional

Seminar nasional yang diikuti adalah seminar nasional di Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta. 27 Desember 2014.

7. Menganalisis hasil dan pembahasan analisis hasil dilakukan setelah penerapan algoritma *Support Vector Regression* dan *Twin Bounded Support Vector Machine* (TB-SVM)

Setelah diperoleh hasil prediksi dari tiap parameter, data di analisis tingkat akurasi model dan di setiap titik pengamatan disajikan dengan grafik.

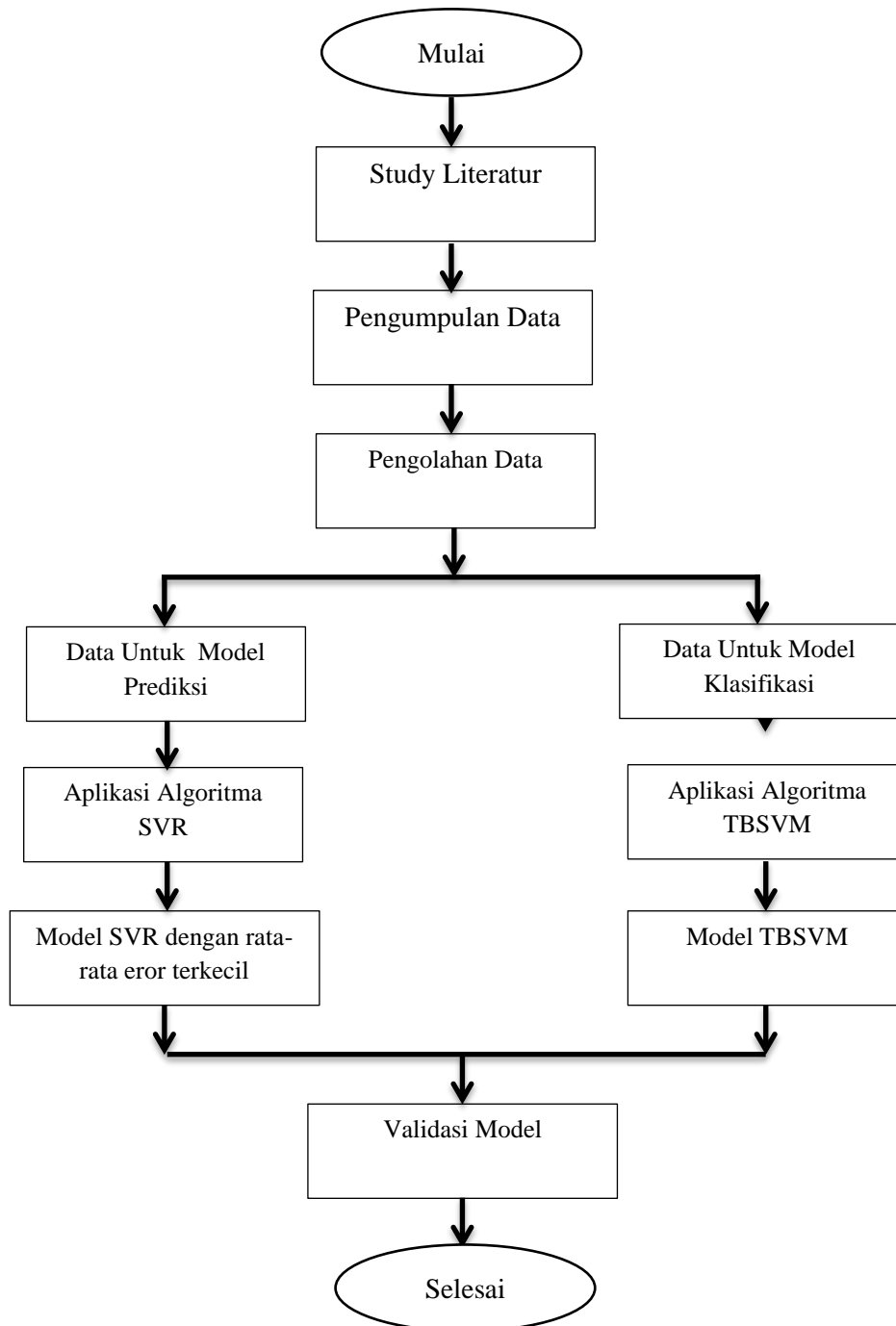
Selanjutnya dilakukan analisis hasil klasifikasi dan tingkat akurasinya. Dengan menggunakan model klasifikasi yang dibuat maka dapat ditentukan tingkat pencemaran.

Hasil model dapat digunakan untuk memprediksi nilai parameter dan dilanjutkan dalam pengklasifikasian tingkat parameter pencemarannya.

8. Menyusun Laporan

Setelah penerapan algoritma *Support Vector Regression* dan *Twin Bounded Support Vector Machine* (TB-SVM) selesai dan mendapatkan model prediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik dan klasifikasi tingkat pencemaran air pada Kali Surabaya yang sesuai maka dilakukan pembuatan laporan.

3.2 Diagram Alur Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dibahas hasil pemodelan untuk memprediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya yaitu parameter BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mendapatkan model yang tepat untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya.

Pada awal tahap dibahas pemodelan untuk memprediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dengan 9 titik pengamatan. Dalam memprediksi nilai parameter bahan organik pada Kali Surabaya digunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR). Selanjutnya dibahas pemodelan untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya. Dalam mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya digunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM). Algoritma *Support Vector Regression* dan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) di aplikasikan dengan menggunakan Matlab. Untuk algoritma *Support Vector Regression* (SVR) menggunakan toolbox yang sudah ada dan untuk algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) menggunakan algoritma yang telah digunakan dalam penelitian Pebo (2012).

4.1 Model Prediksi *Support Vector Regression* untuk Prediksi Nilai Parameter Bahan Organik pada Kali Surabaya

Algoritma *Support Vector Regression* (SVR) merupakan salah satu bagian dari algoritma *Support Vector Machines* yang digunakan pada kasus regresi. Dalam kasus regresi output berupa bilangan riil atau kontinyu. SVR merupakan metode yang dapat mengatasi *overfitting*, sehingga akan menghasilkan performansi yang bagus (Santosa, 2007).

Tahapan yang dilakukan dalam membuat model prediksi nilai parameter bahan organik pada Kali Surabaya adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data nilai parameter bahan organik pada Kali Surabaya.

Data didapatkan dari Perum Jasa Tirta Malang, dimana data diambil secara serentak pada 9 titik pengamatan yaitu Jembatan Cunggu, Jembatan Parning, Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan, Bambe Tambangan, Karangpilang, Jembatan Sepanjang, Gunung Sari, dan Ngagel. Data yang didapatkan mulai dari tahun 2010 – 2014.

2. Mengolah data menggunakan *software* Ms. Excel.

Data yang telah dikumpulkan diolah menggunakan *software* Ms. Excel agar dapat digunakan dalam proses prediksi. Kemudian data tersebut dibagi menjadi 9 file sesuai dengan banyaknya titik pengamatan. Salah satu bentuk data disajikan seperti dalam Tabel di bawah ini:

Tabel 4.1 Bentuk Data untuk Prediksi menggunakan Algoritma *Support Vector Regression*

Bulan ke	BODjp	BODjc	BODjs	BODgs	BODbt
1	8.82	6.48	8.42	5.76	7.26
2	4.87	5.9	6.73	4.85	5.7
3	4.97	4.41	10.53	3.19	8.17
4	3.66	3.8	3.14	3.07	3.08
5	7.2	7.53	8.81	6.03	8.95
6	3.18	3.48	3.94	3.47	4.41
7	3.77	2.59	4.13	3.91	3.48
8	3.88	2.3	6.71	4.18	13.4
9	6.21	3.16	5.37	4.45	4.16
10	3.57	5.04	6.75	9.02	7.12
11	5.51	6.08	6.38	5.39	4.49
12	4.85	3.19	5.19	6.47	5.1

Sumber : Hasil Olah Data

Keterangan :

BODjp = BOD Jembatan Parning

BODjc = BOD Jembatan Cunggu

BODjs = BOD Jembatan Sepanjang

BODgs = BOD Gunung Sari

BODbt = BOD Bambe Tambangan

Pada setiap titik pengamatan data dibagi menjadi 2 yaitu data latih dan data uji. Data latih merupakan data tahun 2010 – 2013 dan untuk data uji digunakan data pada tahun 2014.

3. Model algoritma *Support Vector Regression*

Algoritma *Support Vector Regression* dijalankan dengan *software* Matlab dan terlebih dahulu menentukan parameter-parameter yang digunakan yaitu fungsi kernel yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF), nilai C cost = 1000000 dan 10000000, ϵ epsilon = 0.000005 dan 0.00005. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih dan didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji.

4. Menentukan hasil/model prediksi yang terbaik.

Untuk menentukan hasil yang terbaik digunakan nilai RMSE. Semakin kecil nilai RMSE maka semakin baik hasil yang diperoleh.

4.2 Model Klasifikasi *Twin Bounded Support Vector Machines* Untuk Tingkat Pencemaran Bahan Organik Sungai Kali Surabaya

Algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) merupakan pengembangan dari algoritma *Twin Support Vector Machines* (TVSM). Algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) digunakan untuk mengklasifikasikan data yang lebih dari 2 kelas (multiklas). Pada penelitian ini digunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) yang digunakan pebo dalam penelitian pengenalan ucapan. Algoritma tersebut diadopsi untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya.

Berikut ini adalah tahapan dalam pembuatan model klasifikasi tingkat pencemaran bahan organik sungai kali Surabaya.

1. Mengumpulkan data nilai parameter bahan organik Kali Surabaya. Data didapatkan dari Perum Jasa Tirta Malang, dimana data diambil secara serentak pada 9 titik pengamatan yaitu Jembatan Cangu, Jembatan Pening, Jembatan Irebeng, Cangkir Tambangan, Bambe Tambangan, Karangpilang, Jembatan Sepanjang, Gunung Sari, dan Ngagel. Data yang didapatkan dari tahun 2010 – 2014.

2. Mengolah data menggunakan *software* Ms. Excel dengan mengambil nilai minimal, maksimal, dan rata-rata dari data pada tiap tahunnya. Setelah data minimal, maksimal, dan rata-rata dari setiap titik didapatkan, data tersebut disatukan dalam file dan disajikan Tabel pada lampiran 2.
3. Model Algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM)

Algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) dijalankan dengan *software* Matlab dan terlebih dahulu menentukan parameter-parameter yaitu fungsi kernel *polynomial* dengan nilai $d = 1$ dan 1.5 , $C1 = 100000$; 1000000000 ; 1000000000.5 , $C2 = 100$; 100000 , $C3 = 500$, $C4 = 5$; 50 .

Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih dan didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji.

4.3 Penerapan Algoritma *Support Vector Machines Regression and Classification* untuk Prediksi dan Klasifikasi Tingkat Pencemaran Bahan Organik pada Kali Surabaya.

Pembuatan model prediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dapat digunakan untuk menentukan nilai parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*. Pada penelitian ini, setiap titik pengamatan pada Kali Surabaya akan dilakukan pemodelan terhadap 5 parameter pencemaran air. Pemodelan dilakukan terhadap setiap titik pengamatan karena lingkungan di sekitar titik pengamatan berbeda-beda.

Selanjutnya, dalam penentuan kualitas air diperlukan metode untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran, salah satunya adalah Metode Storet. Dalam penelitian ini, dibuat model untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM). Dari hasil prediksi dapat dilakukan pengklasifikasian untuk menentukan tingkat pencemaran bahan organik pada sungai. Pada pengaplikasian algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM), Metode Storet dibutuhkan untuk perhitungan jumlah negatif dari parameter. Jumlah negatif tersebut digunakan sebagai target dari inputan data klasifikasi.

Pada penelitian ini, setelah dilakukan perhitungan dengan Metode Storet didapatkan nilai jumlah negatif dari data nilai parameter tahun 2010-2014 pada Kali Surabaya adalah -20 sampai -38, dimana nilai terbut menunjukkan bahwa tingkat pencemaran pada Kali Surabaya tercemar sedang dan tercemar berat.

Dalam penentuan status mutu air terdapat 4 (empat) kategori, yaitu:

1. Kelas A : baik sekali, skor = 0 \rightarrow memenuhi baku mutu
2. Kelas B : baik, skor = -1 s/d -10 \rightarrow cemar ringan
3. Kelas C : sedang, skor = -11 s/d -30 \rightarrow cemar sedang
4. Kelas D : buruk, skor \geq -30 \rightarrow cemar berat

Berdasarkan tujuan awal dari penelitian ini, yaitu untuk mendapatkan model pengklasifikasian yang tepat untuk tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya, maka model didesain dengan 4 (empat) kelas sesuai dengan penentuan status mutu air. Berdasarkan hasil penelitian dan perhitungan yang didapat melalui Metode Storet, kelas yang diperoleh dua kelas yaitu kelas cemar sedang dan berat.

Untuk menjaga agar model dapat digunakan untuk 4 (empat) kelas, maka peneliti membagi lagi dua kategori yang didapatkan dari perhitungan Metode Storet menjadi 4 (empat) kategori, yaitu:

1. Skor -11 s/d -17 \rightarrow batas bawah cemar sedang
2. Skor -18 s/d -24 \rightarrow batas atas cemar sedang
3. Skor -25 s/d -32 \rightarrow batas bawah cemar berat
4. Skor $>$ -33 \rightarrow batas atas cemar berat

Dengan kategori tersebut, diharapkan jika didapatkan data yang memenuhi kelas tidak tercemar dan tercemar ringan, maka model pengklasifikasian ini masih dapat digunakan.

4.4 Hasil Prediksi *Support Vector Regression* untuk Prediksi Nilai Parameter Bahan Organik Pada Kali Surabaya.

Aplikasi *Support Vector Regression* digunakan untuk memprediksi nilai parameter bahan organik Kali Surabaya. Dalam pembuatan model prediksi digunakan data yang telah diolah menggunakan *software* Ms. Excel digunakan

sebagai data input. Data tahun 2010-2013 sebagai data latih dan tahun 2014 sebagai data uji. Bentuk data input disajikan dalam Tabel pada lampiran 1.

Dalam aplikasi *Support Vector Regression* digunakan pada 9 titik pengamatan yaitu Jembatan Canggü, Jembatan Pening, Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan, Bambe Tambangan, Karangpilang, Jembatan Sepanjang, Gunung Sari, dan Ngagel. Fungsi kernel yang digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF), C cost yaitu 10000000, dan *epsilon* digunakan nilai 0.000005.

Berikut ini hasil dari aplikasi algoritma *Support Vector Regression* untuk nilai parameter bahan organik pada Kali Surabaya.

4.3.1. Jembatan Canggü

Pada titik pengamatan Jembatan Canggü dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan *trial and error* dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Jembatan Canggü

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Canggü adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1A.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai C cost = 10000000, dan *epsilon* = 0.000005.
4. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih. Proses latih diawali dengan mencari matriks kernelnya. Dalam hal ini, fungsi kernel yang diberikan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function*.

5. Kemudian menentukan nilai alfa dengan pemograman kuadratik.
6. Dari pemograman kuadratik didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji. Bias yang diperoleh adalah -0.258351 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.2.

Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.1)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.2 Bobot Parameter BOD pada Jembatan Canggü

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.097	13	0.0492	25	-0.0207	37	0.0201
2	0.0426	14	-0.0144	26	-0.013	38	0.0298
3	0.0623	15	0.0232	27	-0.0246	39	0.0018
4	0.0155	16	0.0442	28	0.007	40	0.0054
5	0.1182	17	0.0353	29	-0.0138	41	0.0188
6	0.0071	18	-0.011	30	0.4182	42	0.0409
7	-0.0053	19	-8.44E-04	31	-0.0109	43	-0.0131
8	0.0079	20	-0.0125	32	-0.0057	44	-0.0031
9	0.0026	21	-0.0064	33	-0.023	45	-0.0065
10	0.0561	22	0.0134	34	-0.0213	46	0.0192
11	0.0462	23	0.0058	35	-0.0272	47	-0.0109
12	0.0031	24	-0.0175	36	0.0591	48	0.0042

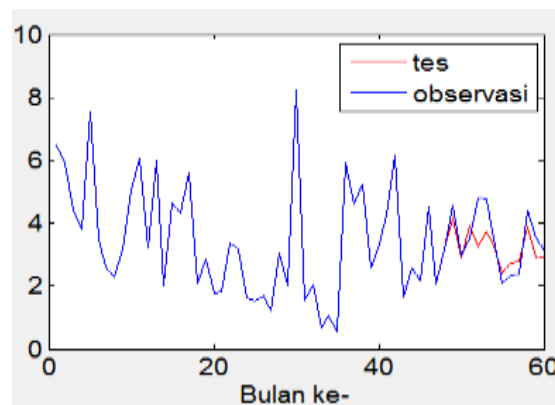
Sumber : Hasil Olah Data

7. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.3 di bawah ini dan grafik hasil prediksi BOD Jembatan Canggü dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.1.
8. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.641145.

Tabel 4.3 BOD Jembatan Canggü

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	4.545	4.1722
2	2.98	2.9007
3	3.53	3.9138
4	4.8	3.2573
5	4.78	3.7199
6	3.48	3.3058
7	2.11	2.4267
8	2.345	2.726
9	2.378	2.7611
10	4.41	3.8723
11	3.508	2.9008
12	3.145	2.9086

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.1 Grafik BOD Jembatan Canggü

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Jembatan Canggü

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Canggü adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan seperti model BOD Jembatan Cunggu.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai C cost = 10000000, dan *epsilon* = 0.000005.
4. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih. Proses latih diawali dengan mencari matriks kernelnya. Dalam hal ini, fungsi kernel yang diberikan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function*.
5. Kemudian menentukan nilai alfa dengan pemrograman kuadratik.
6. Dari pemrograman kuadratik didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji. Bias yang diperoleh adalah -0.292121 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.4.

Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

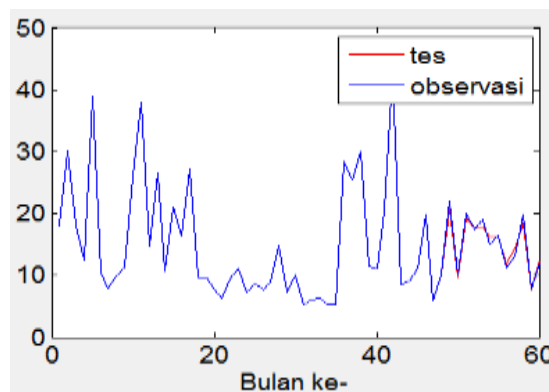
$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.2)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

7. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Grafik hasil prediksi COD Jembatan Cunggu dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.2 dan hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.5.



Gambar 4.2 COD Jembatan Cunggu

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

Tabel 4.4 Bobot COD Jembatan Canggü

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0136	13	0.0637	25	-0.0138	37	0.045
2	0.0489	14	-0.007	26	-0.0103	38	0.0656
3	0.048	15	0.0274	27	-0.0135	39	0.0036
4	0.0035	16	0.0704	28	0.0063	40	-0.0051
5	0.1783	17	0.0412	29	-0.0167	41	0.0228
6	-0.0067	18	-0.0095	30	-0.0065	42	0.1617
7	-0.0117	19	-0.0078	31	-0.0167	43	-0.0125
8	-0.0015	20	-0.0129	32	-0.0133	44	-0.0075
9	-0.0055	21	-0.0123	33	-0.0137	45	-0.0035
10	0.0989	22	-0.0065	34	-0.0194	46	0.0172
11	0.0978	23	-0.0052	35	-0.0165	47	-0.0153
12	0.0048	24	-0.0145	36	0.0902	48	-0.0074

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.5 COD Jembatan Canggü

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	21.99	20.689
2	10.101	9.7217
3	19.939	19.191
4	17.411	17.6805
5	18.951	17.8729
6	15.024	16.1972
7	16.531	16.2186
8	11.156	11.8381
9	13.02	14.3264
10	19.84	18.4505
11	7.802	7.7184
12	11.972	12.5107

Sumber : Hasil Olah Data

8. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil.
 Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.889986.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Jembatan Cunggu

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Cunggu adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Cunggu.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai $C \text{ cost} = 10000000$, dan $\epsilon = 0.000005$.
4. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih. Proses latih diawali dengan mencari matriks kernelnya. Dalam hal ini, fungsi kernel yang diberikan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function*.
5. Kemudian menentukan nilai alfa dengan pemrograman kuadratik.
6. Dari pemrograman kuadratik didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji. Bias yang diperoleh adalah 0.103488 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.6.

Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.3)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

7. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.7 dan grafik hasilPrediksi *Detergent* dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.3.
8. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00415537.

Tabel 4.6 Bobot *Detergent* Jembatan Canggü

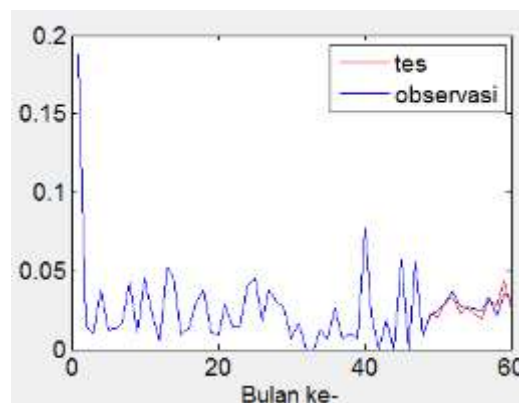
Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1873	13	0.0541	25	0.0167	37	-0.0191
2	-0.0116	14	0.0128	26	-0.0102	38	-0.0124
3	-0.0148	15	-0.017	27	0.0167	39	-0.0143
4	0.0094	16	-0.014	28	3.11E-04	40	0.1773
5	-0.0151	17	-8.31E-04	29	-0.0011	41	-0.0047
6	-0.0127	18	0.0096	30	-0.0175	42	-0.0211
7	-0.0108	19	-0.0133	31	-0.0125	43	-0.0068
8	0.0419	20	-0.0181	32	-0.0211	44	-0.024
9	-0.015	21	0.0024	33	-0.0211	45	0.0298
10	0.0182	22	-0.0125	34	-0.0151	46	-0.0229
11	-0.0044	23	-0.0128	35	-0.0171	47	0.0452
12	-0.0185	24	0.0093	36	-0.0032	48	-0.0193

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.7 *Detergent* Jembatan Canggü

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.0215	0.023
2	0.0248	0.0205
3	0.0291	0.0305
4	0.0368	0.0331
5	0.0272	0.0231
6	0.0263	0.0265
7	0.0259	0.0224
8	0.0243	0.0196
9	0.0327	0.0318
10	0.0208	0.0272
11	0.0355	0.0431
12	0.0308	0.0263

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.3 *Detergent* Jembatan Canggü

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent* Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent* Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Jembatan Canggü

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Canggü adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Canggü.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai $C \text{ cost} = 10000000$, dan $\epsilon = 0.000005$.
4. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih. Proses latih diawali dengan mencari matriks kernelnya. Dalam hal ini, fungsi kernel yang diberikan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function*.
5. Kemudian menentukan nilai alfa dengan pemograman kuadratik.
6. Dari pemograman kuadratik didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji. Bias yang diperoleh adalah -0.984566 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.8.

Berdasarkan hasil bobot dan bias Persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.4)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

7. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel di bawah ini dan grafik hasil Prediksi *Oil* Jembatan Canggü dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.4.

Tabel 4.8 Bobot *Oil* Jembatan Canggü

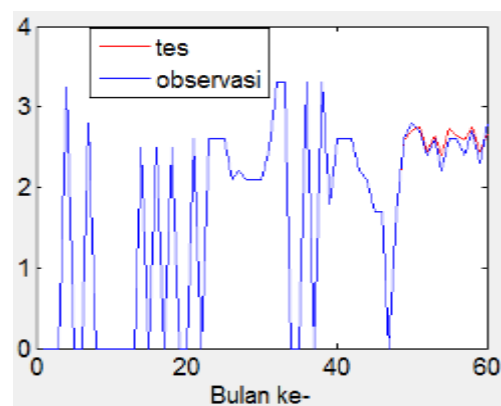
Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-2.08E-05	13	-2.08E-05	26	0.0662	38	-2.44E-05
2	-2.08E-05	14	0.0888	27	0.0869	39	0.149
3	-2.08E-05	15	-2.22E-05	28	0.0461	40	0.0377
4	0.1155	16	0.1281	29	0.0434	41	0.128
5	-2.08E-05	17	-2.54E-05	30	0.0849	42	0.0591
6	-2.08E-05	18	0.1387	31	0.0465	43	0.0496
7	0.0995	19	-2.52E-05	32	0.0961	44	0.0468
8	-2.39E-05	20	-2.08E-05	33	0.147	45	0.0519
9	-3.33E-05	21	0.0737	34	0.1642	46	0.0299
10	-2.08E-05	22	-3.01E-05	35	-1.92E-05	47	0.0355
11	-2.08E-05	23	0.1162	36	-2.15E-05	48	-3.49E-05
12	-2.08E-05	24	0.064	37	0.1392	49	0.0462

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.9 *Oil* Jembatan Canggü

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.6	2.5822
2	2.8	2.7089
3	2.7	2.7509
4	2.4	2.4422
5	2.6	2.6338
6	2.2	2.3914
7	2.6	2.7262
8	2.6	2.6325
9	2.4	2.5906
10	2.7	2.7439
11	2.3	2.4403
12	2.8	2.6646

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.4 *Oil* Jembatan Canggü

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil* Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil* Jembatan Canggü pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

8. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.109558.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Jembatan Canggü

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Canggü adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Canggü.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Pemilihan metode SVR yang digunakan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan nilai C cost = 10000000, dan *epsilon* = 0.000005.
4. Setelah ditentukan fungsi kernel dan parameternya maka dilakukan proses latih. Proses latih diawali dengan mencari matriks kernelnya. Dalam hal ini, fungsi kernel yang diberikan adalah fungsi kernel *Radial Basis Function*.
5. Kemudian menentukan nilai alfa dengan pemograman kuadrat.
6. Dari pemograman kuadrat didapatkan nilai bobot dan bias. Nilai bobot dan bias digunakan untuk melakukan proses uji. Bias yang diperoleh adalah -0.47442 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.10.

Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.5)$$

Dengan

β_i = Bobot ke-*i*

y_i = Data target ke-*i*

Tabel 4.10 Bobot *Phenol* Jembatan Canggü

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.2343	13	0.0143	25	-0.0105	37	0.0057
2	0.1666	14	0.0667	26	-0.0105	38	-0.0107
3	0.4197	15	0.0302	27	-0.0106	39	-0.0105
4	0.0247	16	0.0489	28	0.0056	40	-6.72E-05
5	0.0143	17	-0.0031	29	-0.0107	41	-0.0105
6	0.0294	18	0.0147	30	-0.0101	42	-0.0106
7	0.0225	19	0.0062	31	-0.0109	43	-0.0105
8	0.0103	20	0.0013	32	-0.0111	44	0.0221
9	0.0027	21	0.0147	33	0.0041	45	-0.0105
10	0.0058	22	0.0039	34	-0.0105	46	-0.0105
11	-9.44E-04	23	0.0153	35	-0.0115	47	-0.0105
12	-0.0023	24	0.0145	36	0.1333	48	-0.0105

Sumber : Hasil Olah Data

7. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji.

Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.11 di bawah ini dan grafik hasil prediksi *Phenol* dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4. 5.

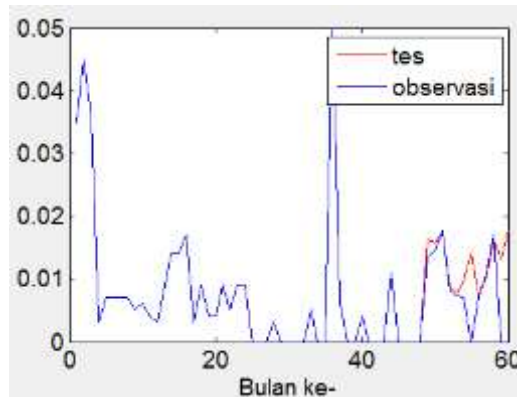
8. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil.

Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00769841.

Tabel 4.11 *Phenol* Jembatan Canggü

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0135	0.0163
2	0.0145	0.0159
3	0.0176	0.0174
4	0.008	0.0087
5	0.0072	0.0078
6	0.007	0.0099
7	0.000	0.0141
8	0.0073	0.0075
9	0.0106	0.0103
10	0.017	0.0161
11	0.000	0.0132
12	0.000	0.0178

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.5 *Phenol* Jembatan Cunggu

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Jembatan Cunggu pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Jembatan Cunggu pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.2. Jembatan Perning

Pada titik pengamatan Jembatan Perning dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Jembatan Perning

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Perning adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1B.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.

3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.361018 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.12.

Berdasarkan hasil bobot dan bias Persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.6)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.12 Bobot BOD Jembatan Perning

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0914	13	0.0199	25	0.0077	37	0.0205
2	0.0158	14	0.0189	26	-0.0051	38	0.0143
3	0.0298	15	0.0355	27	0.0034	39	0.0033
4	0.0188	16	0.0749	28	5.41E-05	40	0.0087
5	0.0974	17	0.0558	29	0.01	41	0.0233
6	0.0053	18	0.0057	30	0.2634	42	0.0113
7	0.0073	19	-0.0015	31	-0.0105	43	0.0026
8	0.0104	20	-0.0026	32	-0.0034	44	0.0018
9	0.0319	21	0.0251	33	-0.0151	45	-0.0037
10	0.0063	22	-0.0011	34	-0.0078	46	0.0114
11	0.0509	23	3.46E-04	35	-0.0121	47	0.005
12	0.0143	24	0.0034	36	0.0205	48	0.0099

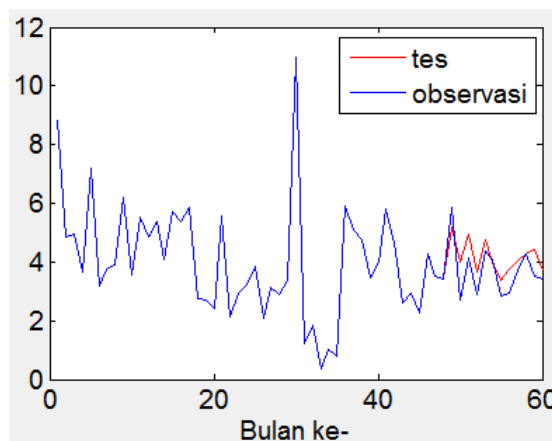
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.13 dan Grafik hasil prediksi BOD Jembatan Perning dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.6.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.680167.

Tabel 4.13 BOD Jembatan Perning

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	5.84	5.1689
2	2.709	3.9795
3	4.13	4.9315
4	2.87	3.67
5	4.36	4.7704
6	4.095	4.0125
7	2.861	3.3878
8	2.93	3.7746
9	3.727	4.0548
10	4.29	4.2742
11	3.51	4.4439
12	3.44	3.6824

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.6 BOD Jembatan Perning

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Jembatan Perning pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Jembatan Perning pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Jembatan Perning

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Perning adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Pening.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh -0.47442 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.14. Berdasarkan hasil bobot dan bias Persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.7)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.14 Bobot COD Jembatan Pening

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0494	13	0.0181	25	6.59E-04	37	0.0575
2	-0.0091	14	9.25E-04	26	-0.0159	38	0.0526
3	0.0261	15	0.0831	27	-0.0012	39	0.0136
4	-0.0078	16	0.1701	28	-0.008	40	-0.0117
5	0.1579	17	0.0651	29	-1.31E-04	41	0.012
6	-0.0101	18	-0.0035	30	-6.74E-04	42	0.0627
7	-0.0104	19	-0.0156	31	-0.0325	43	-0.006
8	0.0032	20	-0.0152	32	-0.0258	44	-0.0103
9	0.0129	21	0.0998	33	-0.02	45	-0.0141
10	0.0192	22	-0.0164	34	-0.0241	46	0.0162
11	0.1354	23	-0.0066	35	-0.0269	47	-0.0232
12	0.0252	24	-0.0094	36	0.1084	48	0.0215

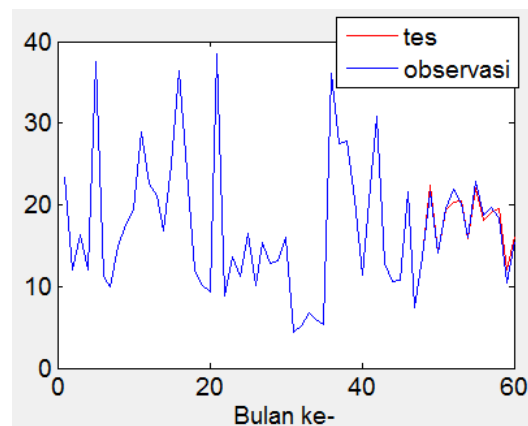
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.15 dan grafik hasil prediksi COD Jembatan Pening dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.7.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.855351.

Tabel 4.15 COD Jembatan Pening

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	21.57	22.4229
2	14.1	14.0587
3	19.45	19.3045
4	21.9	20.3007
5	20.123	20.5125
6	16	15.838
7	22.88	22.1232
8	18.66	18.1287
9	19.68	19.0767
10	18.46	19.5901
11	10.414	11.9807
12	15.57	16.1557

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.7 COD Jembatan Pening

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Jembatan Pening pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Jembatan Pening pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Jembatan Pening

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Pening adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Pening.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh -0.358657 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.16. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.8)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.16 Bobot *Detergent* Jembatan Pening

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0538	13	0.071	25	0.0175	37	0.0325
2	-0.0068	14	0.0063	26	0.0048	38	-0.0137
3	-0.0056	15	0.0068	27	0.0215	39	-0.0071
4	0.0285	16	-0.01	28	0.0235	40	0.1042
5	0.0109	17	0.01	29	-0.0051	41	0.0053
6	0.0117	18	0.0206	30	-0.0139	42	-0.0143
7	0.0044	19	-0.0072	31	0.0072	43	-0.0072
8	-0.0078	20	0.0051	32	-0.014	44	-4.43E-04
9	-0.0022	21	-0.0012	33	-0.0144	45	0.0432
10	0.0279	22	0.0035	34	0.0044	46	0.0016
11	-0.0054	23	0.0119	35	-0.0149	47	0.0268
12	-0.0087	24	0.0259	36	0.5138	48	0.0076

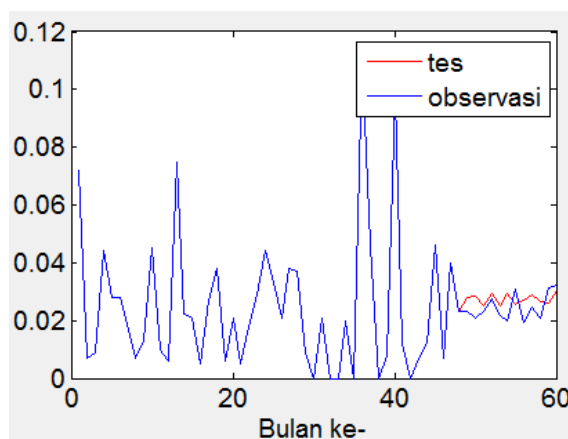
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.17 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Jembatan Pening dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.8.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00547646.

Tabel 4.17 *Detergent* Jembatan Perning

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.0233	0.0278
2	0.021	0.0284
3	0.0231	0.025
4	0.0273	0.0293
5	0.0219	0.0252
6	0.02	0.0296
7	0.0307	0.0255
8	0.0192	0.0271
9	0.0246	0.029
10	0.0207	0.0266
11	0.0314	0.0262
12	0.0323	0.0304

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.8 *Detergent* Jembatan Perning

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent* Jembatan Perning pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent* Jembatan Perning pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Jembatan Perning

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Perning adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Perring.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh -0.315871 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.18. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.9)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.18 Bobot *Oil* Jembatan Perring

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0355	13	-0.0431	25	0.0621	37	0.0993
2	-0.0355	14	-0.0355	26	0.0185	38	0.1009
3	-0.0355	15	-0.0447	27	0.078	39	0.0155
4	-0.0418	16	0.0623	28	0.0257	40	-0.07
5	-0.047	17	0.094	29	0.0256	41	0.0448
6	-0.0457	18	0.1268	30	0.0233	42	0.0246
7	-0.0418	19	0.0325	31	-0.0579	43	0.016
8	-0.0511	20	-0.05	32	0.1079	44	0.0543
9	0.1214	21	0.1585	33	0.1104	45	0.0044
10	-0.0418	22	0.1479	34	-0.0648	46	0.0033
11	-0.0422	23	0.1153	35	-0.0642	47	0.0402
12	-0.0355	24	0.0491	36	0.1118	48	0.0152

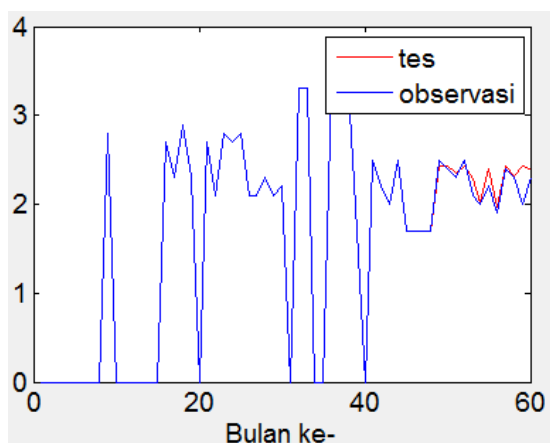
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.19 dan Grafik hasil prediksi *Oil* Jembatan Perring dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.9.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.15239.

Tabel 4.19 *Oil Jembatan Pening*

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.5	2.4329
2	2.4	2.4263
3	2.3	2.3513
4	2.5	2.43
5	2.1	2.2812
6	2	2.0153
7	2.2	2.4038
8	1.9	1.9678
9	2.4	2.4226
10	2.3	2.3223
11	2	2.4231
12	2.3	2.3819

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.9 *Oil Jembatan Pening*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Jembatan Pening* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Jembatan Pening* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Jembatan Pening

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Pening adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Pening.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Canggü, diperoleh bias yang diperoleh -0.633904 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.20. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.10)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.20 Bobot *Phenol* Jembatan Pening

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0474	13	0.0378	25	-0.0082	37	-0.0084
2	0.0864	14	0.0166	26	-0.0062	38	-0.0074
3	0.1973	15	0.0044	27	0.005	39	-0.0073
4	0.3044	16	0.0294	28	-0.0081	40	0.0028
5	0.0645	17	0.0043	29	-0.0073	41	-0.0077
6	0.1427	18	-0.0032	30	0.1437	42	-0.0074
7	0.1113	19	0.0068	31	-0.0081	43	-0.0073
8	0.0489	20	-0.0031	32	-0.0074	44	-0.0075
9	0.0212	21	-0.0082	33	-0.0073	45	-0.0075
10	0.0166	22	-0.0032	34	-0.008	46	-0.0073
11	0.0212	23	-0.0078	35	-8.38E-05	47	-0.0075
12	0.0435	24	-0.0077	36	0.0077	48	-0.0073

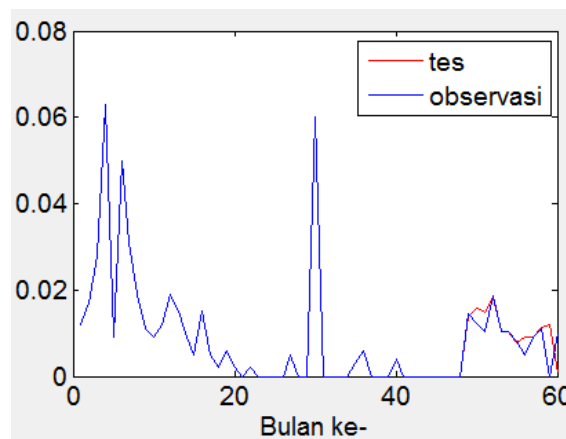
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.21 dan grafik hasil prediksi *Phenol* Jembatan Pening dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.10.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.0047706.

Tabel 4.21 *Phenol* Jembatan Pening

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0146	0.0139
2	0.0123	0.0159
3	0.0105	0.0147
4	0.0185	0.0185
5	0.0105	0.0105
6	0.0103	0.0104
7	0.008	0.0079
8	0.005	0.009
9	0.0092	0.0092
10	0.0109	0.0113
11	0.000	0.0119
12	0.01	7.70E-04

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.10 *Phenol* Jembatan Pening

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Jembatan Pening pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Jembatan Pening pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.3. Jembatan Jrebeng

Pada titik pengamatan Jembatan Jrebeng dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Jembatan Jrebeng

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Jrebeng adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1C.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.1734 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.22. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.11)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.23 dan grafik hasil prediksi BOD Jembatan Jrebeng dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.11.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.515928.

Tabel 4.22 Bobot BOD Jembatan Jrebeng

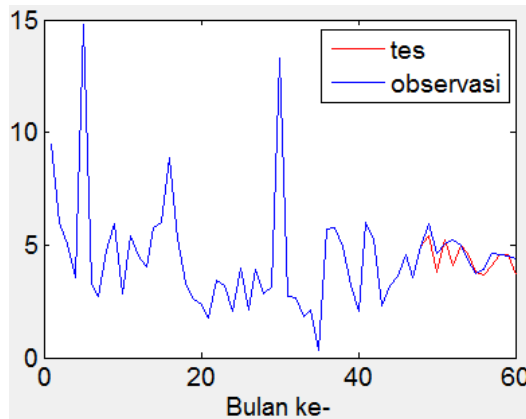
Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0884	13	0.0011	25	0.0016	37	0.0172
2	0.0167	14	0.0238	26	-0.0124	38	0.0079
3	0.0187	15	0.0267	27	0.0023	39	-0.0065
4	0.0065	16	0.0986	28	-0.0079	40	-0.0144
5	0.1025	17	0.0336	29	-7.36E-04	41	0.0188
6	-7.30E-04	18	0.0032	30	0.2614	42	0.0084
7	-0.0084	19	-0.0101	31	-0.0047	43	-0.0075
8	0.0099	20	-0.0104	32	-0.0031	44	-0.0034
9	0.0241	21	-0.0155	33	-0.0066	45	4.90E-05
10	-0.0075	22	0.0034	34	-0.003	46	0.0063
11	0.0346	23	-0.0049	35	-0.0234	47	-0.0023
12	0.0034	24	-0.0143	36	0.0131	48	0.0141

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.23 BOD Jembatan Jrebeng

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	5.948	5.4369
2	4.603	3.8128
3	5.03	5.2486
4	5.254	4.1165
5	4.977	5.0084
6	4.34	4.6383
7	3.723	3.787
8	3.919	3.6751
9	4.62	4.1002
10	4.57	4.5575
11	4.53	4.5632
12	4.391	3.6549

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.11 BOD Jembatan Jrebeng

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Jembatan Jrebeng

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Jrebeng adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Jrebeng.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias 0.128687 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.24. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.12)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.24 Bobot COD Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0345	13	7.55E-04	25	-0.0042	37	0.0189
2	0.033	14	-0.0102	26	-0.0402	38	0.0441
3	0.0415	15	0.0768	27	-0.0064	39	-0.0093
4	-0.0273	16	0.1805	28	-0.0273	40	-0.0365
5	0.1723	17	0.0482	29	-0.0061	41	-0.0035
6	-0.0184	18	-0.0057	30	0.0034	42	0.0681
7	-0.0304	19	-0.0314	31	-0.02	43	-0.0221
8	-0.0068	20	-0.0317	32	-0.0215	44	-0.0246
9	-0.002	21	-0.0406	33	-0.0329	45	-0.0235
10	-0.0172	22	-0.0231	34	-0.0237	46	0.0084
11	0.1331	23	-0.0028	35	-0.0452	47	-0.0411
12	0.0063	24	-0.0388	36	0.1222	48	0.0364

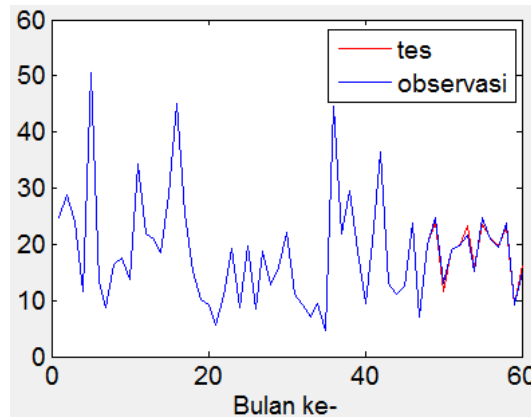
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.25 dan grafik hasil prediksi COD Jembatan Jrebeng dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.12.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.898895.

Tabel 4.25 COD Jembatan Jrebeng

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	24.666	23.91
2	12.97	11.6101
3	19.019	19.1082
4	19.649	19.6057
5	21.667	23.3043
6	15.164	16.0067
7	24.807	23.4717
8	21.035	21.2448
9	19.49	19.7763
10	23.7	23.1653
11	9.089	9.3102
12	15.04	16.317

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.12 COD Jembatan Jrebeng

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Jembatan Jrebeng

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Jrebeng adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Jrebeng.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.190857 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.26. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.13)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.26 Bobot *Detergent* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0042	13	0.0735	25	0.0022	37	0.0054
2	0.0121	14	0.0105	26	-0.0038	38	-0.0165
3	0.011	15	-0.0068	27	0.0202	39	-1.70E-04
4	0.0315	16	2.11E-05	28	0.0347	40	0.1089
5	-0.002	17	0.0039	29	0.0084	41	0.0131
6	0.0045	18	0.0037	30	0.0295	42	-0.0156
7	-0.006	19	-0.0099	31	0.0073	43	-0.017
8	0.0063	20	-0.0084	32	-0.0167	44	-0.0083
9	-0.0043	21	0.1067	33	-0.0166	45	0.0354
10	0.0203	22	-0.008	34	0.0046	46	0.0011
11	-0.0023	23	-0.0028	35	-0.0063	47	0.0368
12	-0.011	24	6.39E-05	36	0.0431	48	0.0111

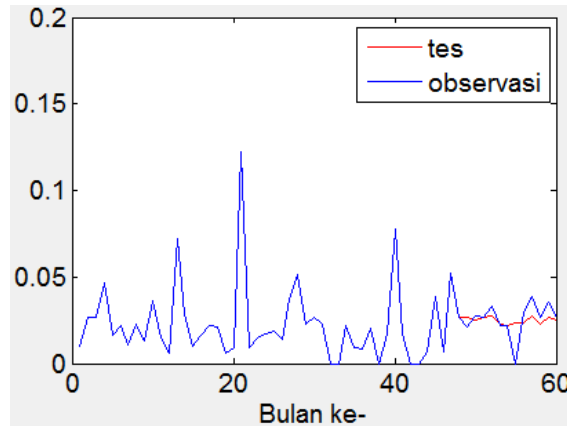
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.27 dan Grafik hasil prediksi *Detergent* Jembatan Jrebeng dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.13.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00847854.

Tabel 4.27 *Detergent* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.021	0.0266
2	0.0271	0.0251
3	0.027	0.0266
4	0.0327	0.0271
5	0.0216	0.0228
6	0.022	0.0216
7	0.000	0.0231
8	0.0297	0.0237
9	0.039	0.0274
10	0.027	0.0227
11	0.0352	0.0269
12	0.027	0.0253

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.13 *Detergent* Jembatan Jrebeng

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent* Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent* Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Jembatan Jrebeng

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Jrebeng adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Jrebeng.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.818473 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.28. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.14)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.28 Bobot *Oil* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0118	13	-0.0131	25	0.051	37	0.0806
2	-0.0118	14	-0.0118	26	0.0248	38	0.0814
3	-0.0118	15	0.1701	27	0.0748	39	0.0269
4	-0.0134	16	0.0471	28	0.0247	40	0.083
5	-0.0139	17	0.0931	29	0.0364	41	0.0404
6	-0.0134	18	-0.0184	30	0.0306	42	0.0315
7	-0.0134	19	0.0372	31	-0.0167	43	0.0162
8	-0.0151	20	0.1554	32	0.0877	44	0.0316
9	0.1092	21	0.135	33	0.0898	45	0.0201
10	-0.0134	22	0.1537	34	0.1383	46	0.0166
11	-0.0135	23	-0.0188	35	0.1428	47	0.0472
12	-0.0118	24	0.0332	36	0.0914	48	0.0298

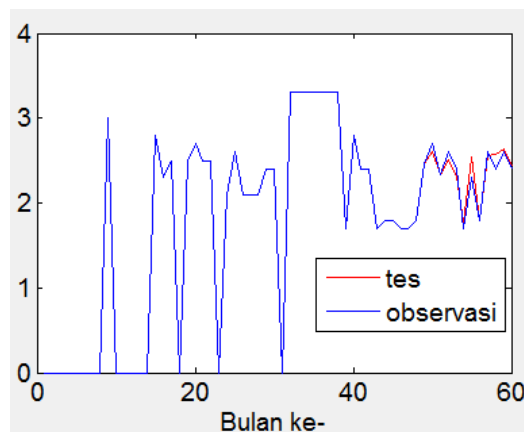
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.29 dan grafik hasil prediksi *Oil* Jembatan Jrebeng dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.14.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.103819.

Tabel 4.29 *Oil* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.47	2.461
2	2.7	2.6062
3	2.34	2.3408
4	2.6	2.5031
5	2.4	2.3155
6	1.7	1.7674
7	2.3	2.5496
8	1.8	1.7957
9	2.6	2.5528
10	2.4	2.5808
11	2.6	2.6297
12	2.4	2.4352

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.14 *Oil Jembatan Jrebeng*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Jembatan Jrebeng* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Jembatan Jrebeng* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Jembatan Jrebeng

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Jrebeng adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Jrebeng.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.334412 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.30. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.15)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.30 Bobot *Phenol* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0927	13	0.0723	25	0.0593	37	0.0105
2	0.112	14	-0.0061	26	-0.0154	38	-0.0149
3	0.2038	15	-0.0025	27	-0.0021	39	-0.0149
4	0.1246	16	0.023	28	0.037	40	-0.0152
5	-0.0024	17	-0.003	29	-0.0149	41	-0.0017
6	0.0013	18	0.0042	30	-0.0152	42	-0.0149
7	0.0552	19	-0.0093	31	0.0037	43	-0.0149
8	0.016	20	-0.0157	32	-0.0083	44	-0.0149
9	0.0068	21	0.0361	33	-0.0149	45	-0.0149
10	0.0552	22	-0.0092	34	-0.0156	46	-0.0149
11	0.0099	23	-0.0152	35	-0.0083	47	-0.0149
12	0.0487	24	-0.0152	36	-0.0034	48	-0.0149

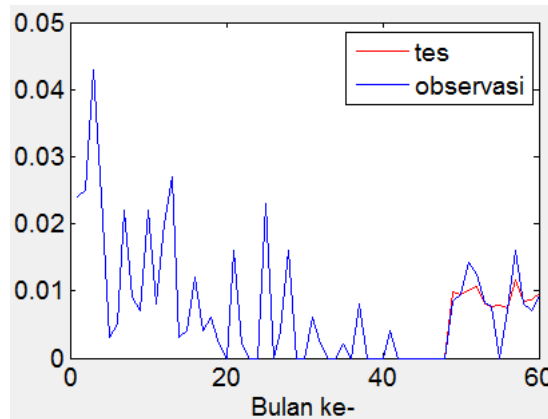
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.31 dan Grafik hasil prediksi *Phenol* Jembatan Jrebeng dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.15.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00297614.

Tabel 4.31 *Phenol* Jembatan Jrebeng

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0084	0.0098
2	0.0095	0.0095
3	0.0143	0.0101
4	0.0124	0.0106
5	0.0083	0.0081
6	0.0078	0.0077
7	0.000	0.0078
8	0.0072	0.0074
9	0.016	0.0116
10	0.008	0.0084
11	0.007	0.0087
12	0.0093	0.0097

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.15 *Phenol* Jembatan Jrebeng

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Jembatan Jrebeng pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.4. Cangkir Tambangan

Pada titik pengamatan Cangkir Tambangan dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Cangkir Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Cangkir Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1D.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.

3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.281423 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.32. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.16)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.32 Bobot BOD Cangkir Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1043	13	0.0149	25	-0.0036	37	0.0094
2	0.0046	14	0.0759	26	0.011	38	0.0022
3	0.0893	15	0.0797	27	-0.0151	39	0.0069
4	0.0646	16	0.0807	28	0.0266	40	-0.0074
5	0.1089	17	0.1027	29	0.0402	41	0.0053
6	-0.0047	18	-0.0058	30	0.3984	42	-1.73E-04
7	-0.0106	19	0.0233	31	-0.0104	43	-0.0193
8	-0.0408	20	-0.0167	32	-0.0183	44	-0.0128
9	-0.0339	21	-0.0269	33	-0.0118	45	0.0047
10	-0.0061	22	-0.0275	34	-0.0193	46	0.0023
11	0.1229	23	-0.0055	35	-0.0259	47	-0.0155
12	0.0185	24	0.0267	36	0.0131	48	-0.0057

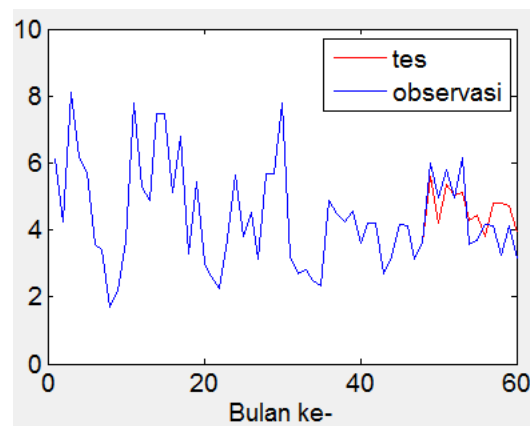
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.33 dan grafik hasil prediksi BOD Cangkir Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.16.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.763876.

Tabel 4.33 BOD Cangkir Tambangan

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	6.01	5.5992
2	4.947	4.1833
3	5.811	5.3784
4	4.96	5.049
5	6.137	5.1266
6	3.55	4.2791
7	3.69	4.456
8	4.17	3.8183
9	4.12	4.8083
10	3.251	4.7878
11	4.14	4.71
12	3.13	3.9249

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.16 BOD Cangkir Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Cangkir Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Cangkir Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Cangkir Tambangan
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.460093 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.34. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.17)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.34 Bobot COD Cangkir Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0586	13	0.018	25	0.0013	37	0.0496
2	0.0136	14	0.0105	26	0.0212	38	0.0514
3	0.0805	15	0.1116	27	0.0202	39	0.0197
4	0.0324	16	0.0772	28	0.0255	40	0.0033
5	0.0463	17	0.0679	29	0.0421	41	0.0093
6	0.0029	18	-0.0026	30	-0.0014	42	0.0351
7	-0.0067	19	0.005	31	-0.0028	43	0.0177
8	-0.0102	20	-0.0117	32	-0.0091	44	-0.0103
9	-0.0061	21	-0.0058	33	-0.0133	45	0.0049
10	-0.0079	22	-0.0064	34	-0.0118	46	0.0075
11	0.1459	23	-0.0049	35	0.0011	47	0.0157
12	0.0307	24	0.0406	36	0.0537	48	0.0809

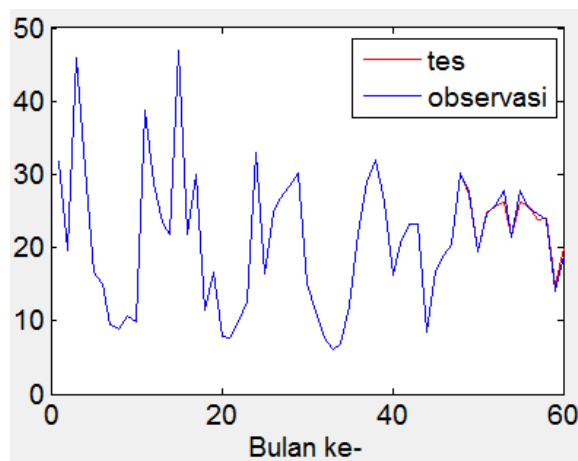
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.35 dan grafik hasil prediksi COD Cangkir Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.17.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.795629.

Tabel 4.35 COD Cangkir Tambangan

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	27.68	27.22
2	19.347	19.3422
3	24.672	24.8568
4	25.8	25.5512
5	27.843	26.2575
6	21.332	21.3856
7	27.693	26.1782
8	25.418	25.662
9	24.565	23.75
10	23.776	23.9397
11	14.03	14.8042
12	18.863	19.9248

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.17 COD Cangkir Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Cangkir Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Cangkir Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Cangkir Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.232011 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.36. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.18)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.36 Bobot *Detergent* Cangkir Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0024	13	0.0117	25	-0.0081	37	0.0552
2	-0.0169	14	0.009	26	0.0026	38	0.0137
3	0.004	15	-0.0154	27	-0.0205	39	-0.0167
4	0.0231	16	-0.007	28	1.06E-04	40	-0.0032
5	0.0158	17	0.0086	29	-4.67E-04	41	0.0205
6	0.0023	18	-0.0167	30	0.114	42	-0.002
7	0.0082	19	-0.0164	31	-0.0195	43	-0.0146
8	0.0056	20	0.0069	32	4.64E-04	44	-0.007
9	-0.006	21	-0.0117	33	-0.0087	45	0.0885
10	-0.0207	22	-0.0135	34	-0.0027	46	0.1218
11	0.005	23	0.0012	35	0.0575	47	0.0986
12	-0.0023	24	-0.0022	36	0.2808	48	0.0402

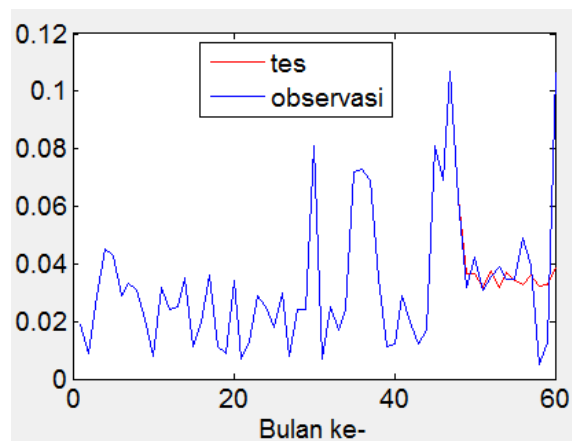
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.37 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Cangkir Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.18.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.0226475.

Tabel 4.37 *Detergent* Cangkir Tambangan

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.0319	0.0364
2	0.0424	0.0365
3	0.0309	0.0319
4	0.0355	0.0374
5	0.039	0.032
6	0.0345	0.0369
7	0.0345	0.0344
8	0.049	0.0327
9	0.0394	0.0362
10	0.0049	0.0323
11	0.0129	0.0328
12	0.107	0.039

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.18 *Detergent* Cangkir Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent* Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent* Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Cangkir Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Cangkir Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Cangkir Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Cangg, diperoleh bias -0.661467 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.38. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.19)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.38 Bobot *Oil* Cangkir Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.001	13	-0.0014	25	0.0369	37	0.0527
2	-0.001	14	-0.001	26	0.0212	38	0.045
3	-0.001	15	-0.0011	27	0.0571	39	0.0322
4	-0.0012	16	0.0385	28	0.0212	40	0.0444
5	0.1095	17	0.0692	29	0.02	41	0.0311
6	0.1376	18	0.08	30	0.0229	42	0.0205
7	-0.0012	19	0.0288	31	0.0749	43	0.0217
8	-0.0015	20	-0.0013	32	0.0658	44	0.029
9	-0.0018	21	-0.0016	33	0.0673	45	0.0217
10	-0.0012	22	-0.0013	34	0.1112	46	0.0174
11	-0.0012	23	0.0682	35	0.1138	47	0.0467
12	-0.001	24	0.0303	36	0.0683	48	

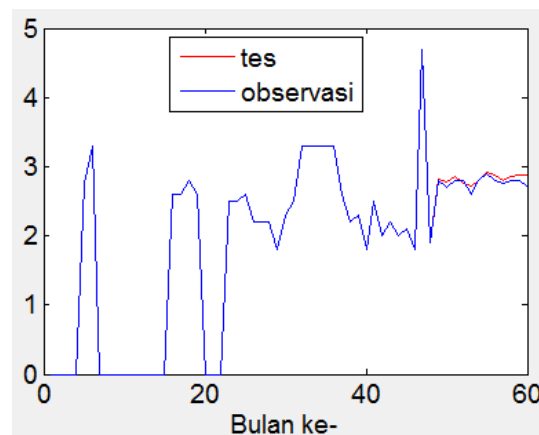
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.39 dan grafik hasil prediksi *Oil* Cangkir Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.19.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.0805872.

Tabel 4.39 *Oil Cangkir Tambangan*

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.8	2.8169
2	2.7	2.7711
3	2.8	2.8585
4	2.8	2.7602
5	2.6	2.7189
6	2.8	2.8004
7	2.9	2.9218
8	2.8	2.8773
9	2.75	2.7999
10	2.8	2.8501
11	2.8	2.8847
12	2.7	2.8866

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.19 *Oil Cangkir Tambangan*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Cangkir Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Cangkir Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Cangkir Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Cangkir Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Cangkir Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Cangu, diperoleh bias 0.070778 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.40. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.20)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.40 Bobot *Phenol* Cangkir Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0265	13	-0.0108	25	-0.0298	37	-0.0021
2	0.1741	14	-0.0251	26	0.2013	38	-0.0278
3	0.2188	15	-0.0205	27	-0.0286	39	-0.0272
4	0.0565	16	-0.0149	28	-0.03	40	-0.0279
5	0.3455	17	-0.0266	29	-0.0172	41	-0.0287
6	-0.0161	18	-0.011	30	0.0274	42	-0.0138
7	0.0629	19	-0.0244	31	0.0621	43	-0.0272
8	-0.0096	20	-0.0077	32	-0.0275	44	-0.0282
9	0.0259	21	-0.03	33	-0.0272	45	-0.0288
10	0.0039	22	0.0015	34	-0.0205	46	-0.0272
11	-0.0099	23	-0.0064	35	-0.0293	47	-0.0113
12	-0.017	24	-0.0159	36	-0.0155	48	-0.0272

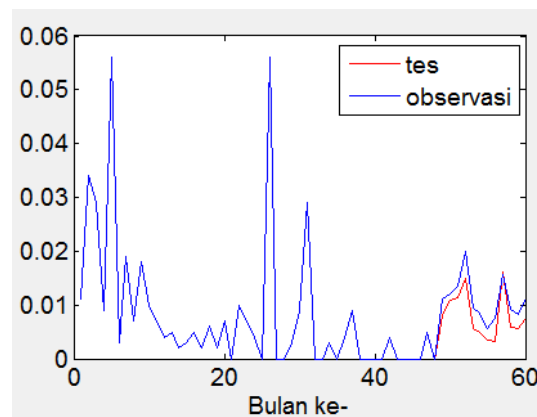
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.41 dan grafik hasil menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada gambar 4.20.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00322171.

Tabel 4.41 *Phenol* Cangkir Tambangan

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.011	0.008
2	0.0121	0.0109
3	0.0134	0.0113
4	0.02	0.0149
5	0.0094	0.0056
6	0.0084	0.0049
7	0.0057	0.0034
8	0.0076	0.0032
9	0.0156	0.0161
10	0.0093	0.0059
11	0.0083	0.0056
12	0.0112	0.0075

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.20 *Phenol* Cangkir Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Cangkir Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.5. Bambe tambangan

Pada titik pengamatan Bambe Tambangan dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Bambe Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Bambe Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1E.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.213807 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.42. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.21)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.43 dan grafik hasil prediksi BOD Bambe Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.21.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.665373.

Tabel 4.42 Bobot BOD Bambe Tambangan

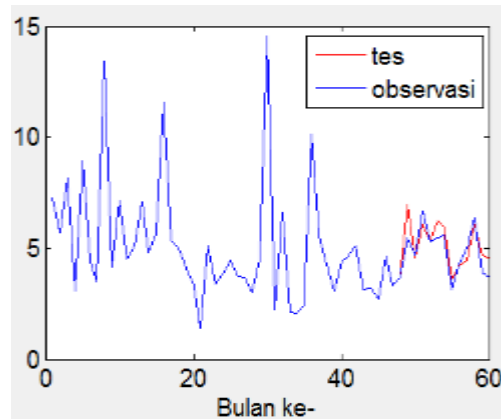
Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0565	13	0.0289	25	0.0019	37	0.0067
2	0.0139	14	0.0032	26	-8.89E-04	38	-0.0022
3	0.0673	15	0.0092	27	-0.0029	39	-0.0076
4	-0.0097	16	0.0659	28	-0.0087	40	-6.22E-04
5	0.0858	17	0.0086	29	8.31E-04	41	3.73E-04
6	-7.40E-04	18	0.0062	30	0.3736	42	0.0079
7	-0.0078	19	-0.0025	31	-0.0113	43	-0.0056
8	0.0752	20	-0.0051	32	0.0257	44	-0.0083
9	-0.003	21	-0.0205	33	-0.0089	45	-0.0108
10	0.0413	22	0.0104	34	-0.0143	46	-2.96E-04
11	0.0031	23	-0.0071	35	-0.0067	47	-0.0072
12	0.0051	24	-0.0015	36	0.0552	48	-0.0055

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.43 BOD Bambe Tambangan

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	5.45	6.9668
2	4.71	4.5823
3	6.689	6.0787
4	5.303	5.3547
5	5.44	6.2716
6	5.57	5.9212
7	3.15	3.5925
8	4.32	4.2317
9	4.974	4.4758
10	6.37	6.0595
11	3.932	4.7038
12	3.69	4.5035

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.21 BOD Bambe Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Bambe Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Bambe Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Bambe Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.307991 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.44. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.22)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.44 Bobot COD Bambe Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0223	13	0.056	25	0.0303	37	0.0568
2	0.0381	14	-0.0023	26	-0.0429	38	0.0083
3	0.1674	15	0.053	27	0.0016	39	-2.64E-04
4	-0.0403	16	0.3291	28	-0.0204	40	0.0222
5	0.237	17	0.045	29	-0.0135	41	-0.0658
6	0.0027	18	0.0127	30	-0.0216	42	0.1709
7	-0.0275	19	-0.0035	31	-0.0199	43	-0.0155
8	0.1527	20	-0.0109	32	0.0042	44	-0.0371
9	-0.0308	21	-0.0717	33	-0.0368	45	-0.0509
10	0.1134	22	0.0256	34	-0.0382	46	-0.0129
11	0.0089	23	-0.0228	35	-0.0354	47	-0.0492
12	0.0205	24	-0.0146	36	0.1627	48	-0.0215

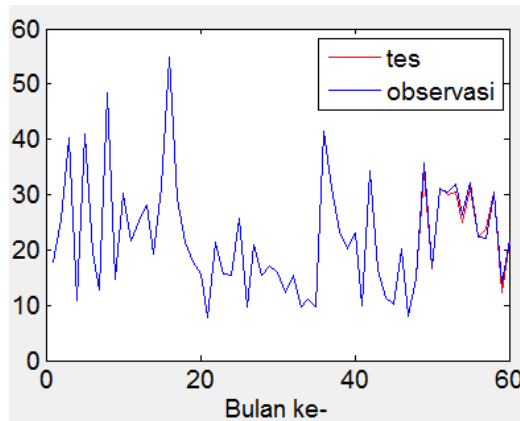
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.45 dan grafik hasil prediksi COD Bambe Tambangan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada gambar 4.22.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 1.09564.

Tabel 4.45 COD Bambe Tambangan

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	35.72	34.1017
2	16.968	16.511
3	30.88	31.1206
4	30.51	29.9681
5	31.913	30.3865
6	26.5	24.989
7	32.035	31.1584
8	22.24	22.3079
9	22.1	23.8251
10	30.25	30.5384
11	13.955	12.3294
12	21.93	21.5593

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.22 COD Bambe Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Bambe Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Bambe Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Bambe Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh -0.269363 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.46. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.23)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.46 Bobot *Detergent* Bambe Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0258	13	0.1285	25	-0.027	37	-0.0142
2	0.0252	14	0.0074	26	-0.0124	38	-0.0234
3	-0.0145	15	-0.0024	27	0.0595	39	-0.0103
4	0.0367	16	0.0179	28	0.0199	40	0.3154
5	-0.0142	17	-0.0031	29	-0.002	41	-0.0119
6	0.0539	18	-0.0128	30	0.0506	42	-0.0219
7	-0.0054	19	0.0489	31	-0.0079	43	-0.0123
8	0.027	20	0.0373	32	-0.0219	44	-0.013
9	-0.0052	21	-0.0253	33	-0.0219	45	0.05
10	0.038	22	-0.0067	34	0.0027	46	-0.0247
11	0.0405	23	-0.0134	35	-0.006	47	0.0855
12	0.0528	24	0.0223	36	-0.0022	48	0.0028

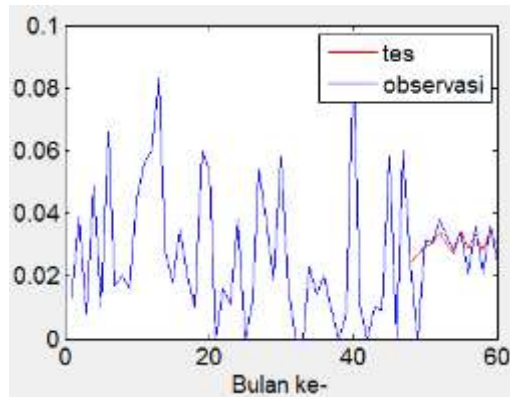
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.47 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Bambe Tambangan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.23.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00862635.

Tabel 4.47 *Detergent* Bambe Tambangan

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.000	0.0269
2	0.0312	0.0299
3	0.0308	0.0306
4	0.038	0.0341
5	0.0319	0.0303
6	0.0285	0.0275
7	0.0341	0.0343
8	0.0209	0.029
9	0.0358	0.0334
10	0.021	0.028
11	0.036	0.0345
12	0.024	0.0293

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.23 *Detergent Bambe Tambangan*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent Bambe Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent Bambe Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Bambe Tambangan

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Bambe Tambangan adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Bambe Tambangan.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Canggü, diperoleh bias yang diperoleh -0.765984 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.48. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.24)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.48 Bobot *Oil* Bambe Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0088	13	-0.0088	25	0.0584	37	0.2489
2	-0.0088	14	-0.0095	26	-0.0119	38	0.1346
3	-0.0088	15	0.0896	27	0.0384	39	0.0225
4	-0.0089	16	0.1126	28	0.036	40	0.1161
5	-0.0088	17	-0.012	29	0.0881	41	0.046
6	-0.0088	18	-0.0115	30	0.0332	42	0.0315
7	-0.0093	19	-0.0119	31	0.0765	43	0.037
8	0.1187	20	-0.0088	32	0.1125	44	0.0484
9	0.1302	21	0.0675	33	0.1678	45	0.014
10	-0.0088	22	0.0853	34	-0.0101	46	0.0197
11	-0.0088	23	0.1022	35	-0.0107	47	0.052
12	-0.0088	24	0.0485	36	0.1398	48	0.043

Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji.

Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.49 dan grafik hasil prediksi *Oil* Bambe Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.24.

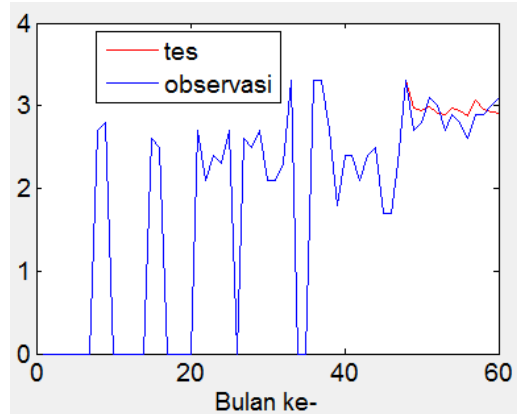
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil.

Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.166325.

Tabel 4.49 *Oil* Bambe Tambangan

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.7	2.9668
2	2.8	2.9367
3	3.1	2.9837
4	3	2.9027
5	2.7	2.8991
6	2.9	2.9692
7	2.8	2.94
8	2.6	2.8817
9	2.9	3.0709
10	2.9	2.9525
11	3	2.9242
12	3.1	2.9049

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.24 *Oil Bambe Tambangan*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Bambe Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Bambe Tambangan* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada *Bambe Tambangan*

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada *Bambe Tambangan* adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD *Bambe Tambangan*.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Canggü, diperoleh bias yang diperoleh -0.620991 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.50. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.25)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.50 Bobot *Phenol* Bambe Tambangan

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.2545	13	0.0289	25	-0.0131	37	-0.0037
2	0.1711	14	0.1541	26	-0.0131	38	-0.0018
3	0.5135	15	-0.0155	27	-0.0134	39	-0.0131
4	0.038	16	0.0151	28	-0.0132	40	-0.0152
5	0.012	17	0.0037	29	-0.0135	41	-0.0131
6	0.1588	18	-2.07E-04	30	0.0143	42	-0.0134
7	0.139	19	0.1198	31	-0.006	43	-0.0131
8	0.008	20	-0.0135	32	-0.0025	44	-0.0138
9	0.0388	21	0.0189	33	-0.0137	45	-0.0131
10	-0.0075	22	-0.0141	34	-0.0131	46	-0.0131
11	0.0322	23	-0.0066	35	-0.0145	47	-0.0131
12	-0.0071	24	-0.0076	36	-0.0126	48	-0.0131

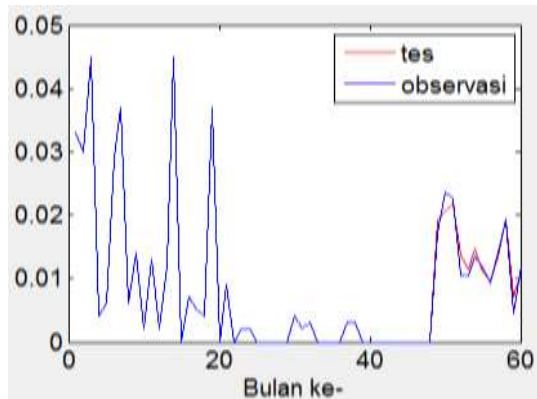
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.51 dan grafik hasil prediksi *Phenol* Bambe Tambangan dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.25.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00170005.

Tabel 4.51 *Phenol* Bambe Tambangan

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0172	0.0192
2	0.0237	0.0207
3	0.0227	0.0218
4	0.0105	0.0137
5	0.0104	0.0114
6	0.0135	0.0146
7	0.0119	0.0111
8	0.0092	0.0097
9	0.014	0.0135
10	0.0193	0.0194
11	0.0045	0.007
12	0.012	0.0111

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.25 *Phenol* Bambe Tambangan

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Bambe Tambangan pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.6. Karangpilang

Pada titik pengamatan Karangpilang dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter *C* cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Karangpilang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Karangpilang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1F.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.

3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias yang diperoleh 0.168817 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.52. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.26)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.52 Bobot BOD Karangpilang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1191	13	-0.0031	25	-0.0215	37	-0.0212
2	-0.0168	14	0.0394	26	0.0012	38	-0.0267
3	0.0619	15	0.0406	27	-0.0366	39	-0.0098
4	0.0753	16	0.1324	28	-0.013	40	-0.0178
5	0.0911	17	0.0783	29	-0.0374	41	-0.0217
6	-0.0337	18	-0.0372	30	0.3125	42	-0.0076
7	-0.0229	19	-0.0043	31	-0.0128	43	-0.0355
8	-0.0271	20	-0.0131	32	-0.0391	44	-0.0261
9	-0.0179	21	0.0302	33	-0.0481	45	-0.0163
10	0.0192	22	-0.0407	34	-0.041	46	-0.0402
11	0.0665	23	-0.0215	35	-0.0093	47	-0.0175
12	0.0164	24	0.0054	36	-0.0116	48	0.053

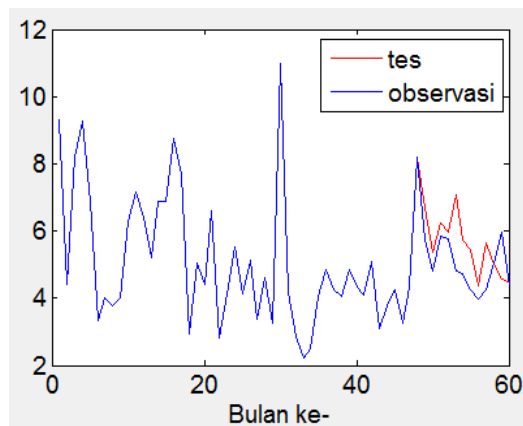
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.53 dan grafik hasil prediksi BOD Karangpilang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.26.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 1.03548.

Tabel 4.53 BOD Karangpilang

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	5.73	6.666
2	4.824	5.3771
3	5.85	6.2399
4	5.78	5.9459
5	4.821	7.0712
6	4.72	5.7189
7	4.26	5.4456
8	3.979	4.3615
9	4.26	5.654
10	5.066	4.9937
11	5.97	4.577
12	4.38	4.4335

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.26 BOD Karangpilang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Karangpilang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Karangpilang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Karangpilang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.208011 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.54. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.27)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.54 Bobot COD Karangpilang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0651	13	0.0059	25	-0.0025	37	0.0313
2	-0.009	14	7.75E-04	26	0.0125	38	0.0322
3	0.0732	15	0.0907	27	-0.0095	39	0.0108
4	0.0218	16	0.1305	28	0.0155	40	6.03E-04
5	0.0647	17	0.0624	29	-0.0115	41	-0.0013
6	-0.0141	18	-0.0186	30	0.0033	42	0.0213
7	-0.0166	19	0.0054	31	-0.0022	43	-0.018
8	-0.0143	20	-0.0013	32	-0.0211	44	0.0035
9	-0.0136	21	-9.70E-04	33	-0.0196	45	-0.008
10	-0.011	22	-0.0116	34	-0.0125	46	-0.0034
11	0.1074	23	-0.0011	35	-0.0075	47	-0.0024
12	0.0304	24	0.026	36	0.0346	48	0.0836

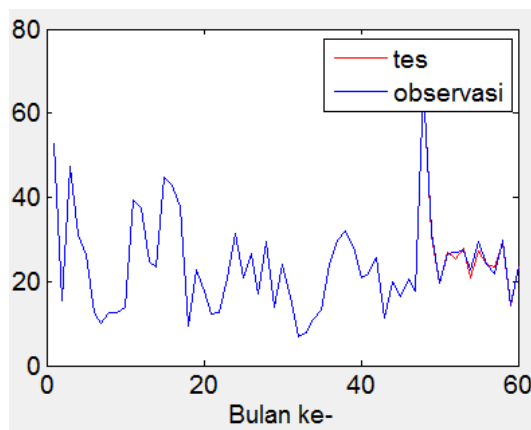
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.55 dan grafik hasil prediksi COD Karangpilang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.27.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 1.0917.

Tabel 4.55 COD Karangpilang

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	31.637	31.2287
2	19.57	19.7491
3	26.63	27.0574
4	26.9	25.3907
5	27.21	27.829
6	22.64	20.8123
7	29.47	27.1389
8	24	24.0802
9	21.973	23.2935
10	29.666	29.0055
11	14.565	14.0914
12	23.45	23.7217

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.27 COD Karangpilang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Karangpilang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Karangpilang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Karangpilang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Deteregent* Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh -0.613115 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.56. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.28)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.56 Bobot *Detergent* Karangpilang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0178	13	0.0302	25	4.74E-04	37	0.0025
2	6.20E-04	14	0.0049	26	0.0062	38	0.0148
3	0.015	15	-0.001	27	0.0096	39	0.0105
4	0.0209	16	0.027	28	0.0088	40	0.0151
5	0.0077	17	0.0071	29	0.0028	41	0.0648
6	0.009	18	0.0071	30	0.0606	42	0.0425
7	0.002	19	-4.17E-04	31	4.37E-05	43	0.0048
8	0.004	20	0.0214	32	0.0094	44	-4.69E-04
9	0.0079	21	0.0135	33	0.0183	45	0.0519
10	0.0168	22	4.71E-04	34	0.0028	46	0.0762
11	0.0149	23	0.0166	35	0.0316	47	0.0012
12	0.0098	24	0.0229	36	0.4886	48	0.0292

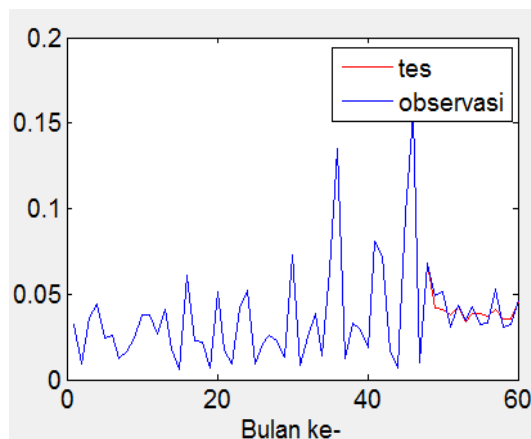
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.57 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Karangpilang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.28.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00617739.

Tabel 4.57 *Detergent Karangpilang*

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.049	0.0421
2	0.0517	0.0409
3	0.031	0.0381
4	0.0434	0.0425
5	0.0346	0.0342
6	0.0428	0.0388
7	0.0323	0.0383
8	0.033	0.0373
9	0.053	0.0413
10	0.031	0.0354
11	0.032	0.0356
12	0.047	0.0456

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.28 *Detergent Karangpilang*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent Karangpilang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent Karangpilang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Karangpilang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Karangpilang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Karangpilang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Cangu, diperoleh bias yang diperoleh 0.483955 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.58. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.29)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.58 Bobot *Oil* Karangpilang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.1658	13	-0.1762	25	0.0511	37	0.0081
2	-0.1658	14	-0.1658	26	-0.0288	38	0.0939
3	-0.1658	15	-0.1685	27	-0.2274	39	-0.0134
4	0.1598	16	0.0768	28	-0.0384	40	0.0909
5	-0.1838	17	0.0876	29	0.0242	41	0.0322
6	-0.1758	18	0.1426	30	-0.0364	42	-0.0454
7	0.1598	19	0.0178	31	0.0987	43	-0.0202
8	0.1684	20	0.2406	32	0.0743	44	0.0701
9	0.1216	21	-0.1957	33	0.097	45	0.0094
10	0.1598	22	-0.1794	34	0.1233	46	-0.0223
11	0.1337	23	0.0936	35	0.1637	47	0.0061
12	-0.1658	24	0.0105	36	0.0454	48	0.0054

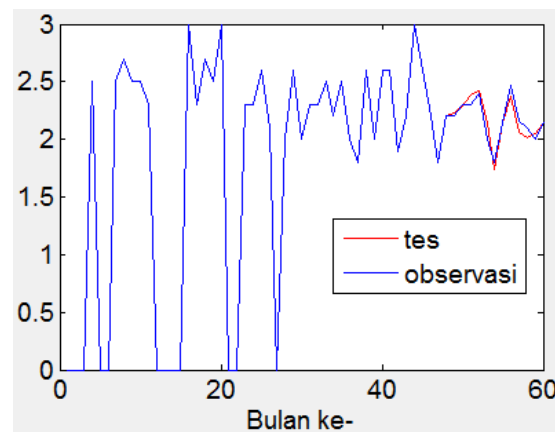
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.59 dan grafik hasil prediksi *Oil* Karangpilang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.29.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.0734111.

Tabel 4.59 *Oil* Karangpilang

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.2	2.2243
2	2.3	2.294
3	2.3	2.3875
4	2.4	2.4223
5	2	2.1482
6	1.8	1.7361
7	2.15	2.148
8	2.47	2.3708
9	2.16	2.0594
10	2.1	2.0114
11	2	2.0441
12	2.16	2.15

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.29 *Oil* Karangpilang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil* Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil* Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Karangpilang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Karangpilang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Karangpilang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.402169 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.60. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.30)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.60 Bobot *Phenol* Karangpilang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1197	13	-0.0049	25	-0.0059	37	-0.0033
2	0.1425	14	0.008	26	-0.0021	38	-0.0165
3	0.2211	15	-0.0029	27	-0.01	39	-0.0165
4	0.1602	16	0.0037	28	-0.0106	40	-0.0093
5	0.1041	17	0.0362	29	-0.0165	41	-0.017
6	0.0572	18	-0.0067	30	-0.0093	42	-0.0165
7	0.0096	19	0.0082	31	0.0039	43	-0.0165
8	0.0604	20	0.0052	32	-0.0168	44	-0.0165
9	0.0286	21	4.58E-04	33	-0.0165	45	-0.0165
10	0.0096	22	0.0046	34	0.0015	46	-0.0165
11	0.0144	23	-0.0093	35	-0.0168	47	-0.0165
12	0.0127	24	-0.0093	36	-0.0037	48	-0.0165

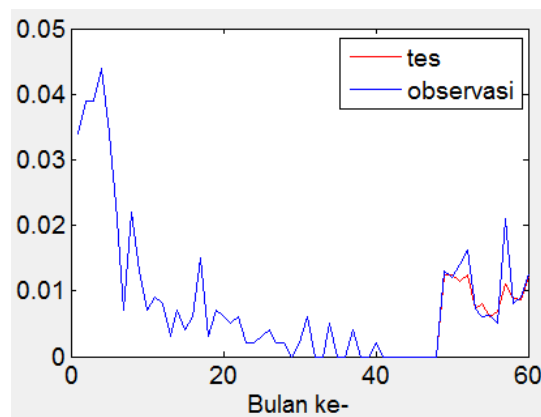
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.61 dan grafik hasil prediksi *Phenol* Karangpilang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.30.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00327634.

Tabel 4.61 *Phenol* Karangpilang

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.013	0.0124
2	0.012	0.0125
3	0.014	0.0114
4	0.0162	0.0124
5	0.0072	0.0073
6	0.006	0.008
7	0.0062	0.0061
8	0.005	0.0069
9	0.021	0.0111
10	0.008	0.009
11	0.009	0.0086
12	0.0126	0.0123

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.30 *Phenol* Karangpilang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Karangpilang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.7. Jembatan Sepanjang

Pada titik pengamatan Jembatan Sepanjang dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Jembatan Sepanjang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Sepanjang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1G.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.242708 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.62. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.31)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.63 dan grafik hasil prediksi BOD Jembatan Sepanjang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.31.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.707487.

Tabel 4.62 Bobot BOD Jembatan Sepanjang

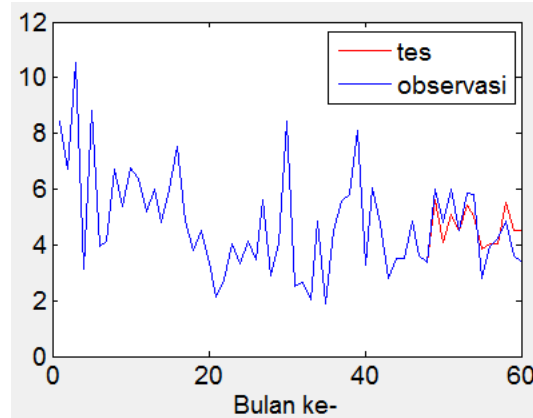
Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1018	13	0.0294	25	-0.001	37	0.0132
2	0.0352	14	0.0063	26	-0.0071	38	0.0186
3	0.0884	15	0.0202	27	0.0222	39	0.0478
4	-0.0149	16	0.0678	28	-0.0171	40	-0.0143
5	0.1225	17	0.007	29	-0.0035	41	0.0208
6	-0.0059	18	-0.006	30	0.4206	42	0.0066
7	-0.0028	19	0.0028	31	-0.0195	43	-0.0169
8	0.0734	20	-0.0095	32	-0.0202	44	-0.0092
9	0.0128	21	-0.0271	33	-0.0274	45	-0.0073
10	0.0566	22	-0.0194	34	0.0188	46	0.0043
11	0.0335	23	-0.0025	35	-0.0304	47	-0.0076
12	0.0105	24	-0.0109	36	0.0086	48	-0.012

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.63 BOD Jembatan Sepanjang

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	5.99	5.6221
2	4.82	4.0822
3	6.02	5.0794
4	4.52	4.5177
5	5.86	5.433
6	5.79	5.0353
7	2.8	3.8285
8	3.951	4.0189
9	4.253	4.0441
10	4.85	5.5376
11	3.62	4.5356
12	3.39	4.5182

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.31 BOD Jembatan Sepanjang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Jembatan Sepanjang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Sepanjang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Sepanjang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.63893 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.64. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.32)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.64 Bobot COD Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0156	13	0.051	25	0.0112	37	0.0401
2	0.0295	14	0.0058	26	0.0066	38	0.0549
3	0.0651	15	0.0328	27	0.0164	39	0.0368
4	0.0037	16	0.172	28	0.0062	40	0.0085
5	0.1534	17	0.022	29	0.0128	41	0.0113
6	0.0095	18	0.0093	30	0.0161	42	0.1274
7	0.0061	19	0.0102	31	0.009	43	0.0088
8	0.0314	20	0.0081	32	0.0026	44	0.0061
9	0.0094	21	0.0081	33	0.0036	45	0.0143
10	0.1042	22	0.0042	34	0.0232	46	0.0163
11	0.0692	23	0.011	35	-9.69E-05	47	0.004
12	0.0223	24	0.0073	36	0.0628	48	0.0055

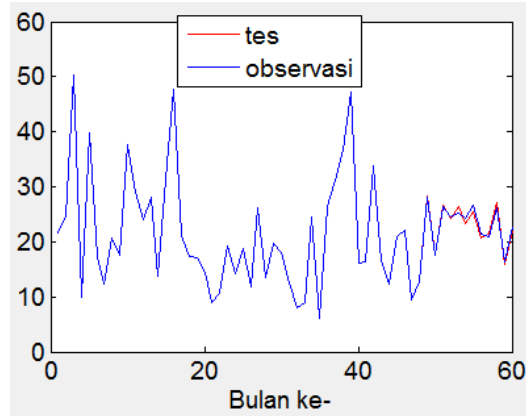
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.65 dan grafik hasil prediksi COD Jembatan Sepanjang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.32.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.757857.

Tabel 4.65 COD Jembatan Sepanjang

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	28.181	28.4412
2	17.636	17.6793
3	26.453	26.6744
4	24.607	24.1881
5	25.193	26.4544
6	24.276	23.4185
7	26.54	25.3592
8	21.33	20.6256
9	20.81	21.438
10	26.11	27.1022
11	16.376	15.8091
12	22.89	22.0648

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.32 COD Jembatan Sepanjang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Jembatan Sepanjang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Sepanjang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Sepanjang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.215945 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.66. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.33)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.66 Bobot *Detergent* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0214	13	0.0976	25	0.017	37	0.0282
2	0.0203	14	-0.0073	26	6.90E-04	38	0.0043
3	-0.0091	15	-0.012	27	0.0595	39	0.0693
4	-0.0084	16	0.0199	28	-0.0031	40	0.2981
5	-0.0055	17	-0.0034	29	-0.0026	41	0.0219
6	0.0067	18	-0.0067	30	0.0317	42	-0.0209
7	-0.0104	19	0.0039	31	0.0051	43	-0.0126
8	0.0231	20	7.24E-04	32	-0.0209	44	0.0081
9	-0.0106	21	0.0038	33	-0.0209	45	0.0039
10	0.0403	22	-0.0061	34	-0.0148	46	0.0431
11	6.32E-04	23	-0.0017	35	-0.0058	47	0.0857
12	-0.0141	24	0.0224	36	0.0043	48	-0.0097

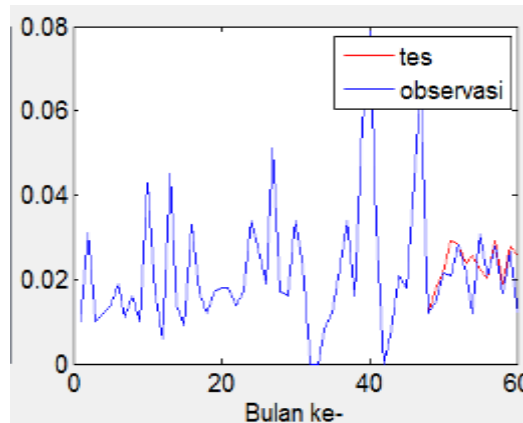
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.67 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Jembatan Sepanjang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.33.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00667784.

Tabel 4.67 *Detergent* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.0145	0.0177
2	0.0214	0.0219
3	0.0209	0.0291
4	0.0283	0.0283
5	0.0217	0.0238
6	0.012	0.0258
7	0.0308	0.0224
8	0.021	0.0203
9	0.028	0.029
10	0.0166	0.019
11	0.0266	0.0279
12	0.012	0.0255

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.33 *Detergent Jembatan Sepanjang*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent Jembatan Sepanjang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent Jembatan Sepanjang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Jembatan Sepanjang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Sepanjang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Sepanjang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.377978 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.68. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.34)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.68 Bobot *Oil* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0294	13	-0.0294	25	0.0566	37	-0.0455
2	-0.0294	14	-0.0327	26	-0.0419	38	0.1673
3	-0.0294	15	-0.0349	27	0.0264	39	0.0234
4	-0.0307	16	-0.0516	28	0.025	40	0.1302
5	-0.0294	17	0.1269	29	-0.0626	41	0.0489
6	-0.0294	18	-0.0409	30	0.0393	42	0.0148
7	-0.0321	19	0.1337	31	0.0945	43	0.0402
8	-0.0406	20	-0.0294	32	0.1649	44	0.0523
9	0.1294	21	0.0743	33	0.1845	45	0.006
10	-0.0294	22	0.1123	34	-0.0308	46	0.0116
11	-0.0294	23	0.1262	35	-0.0333	47	0.0379
12	-0.0294	24	0.06	36	0.1557	48	0.0239

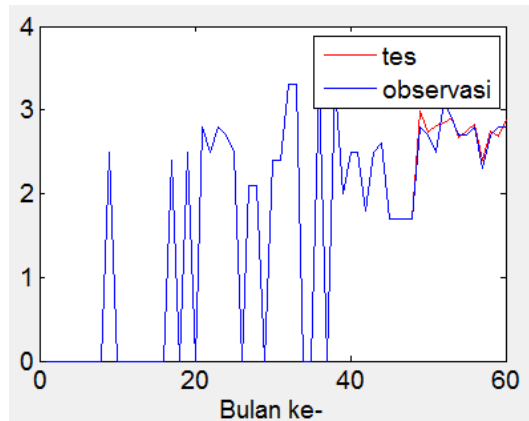
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.69 dan grafik hasil prediksi *Oil* Jembatan Sepanjang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.34.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.140776.

Tabel 4.69 *Oil* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.8	2.9947
2	2.7	2.7341
3	2.5	2.8146
4	3.1	2.8463
5	2.9	2.9104
6	2.7	2.6709
7	2.7	2.7483
8	2.8	2.8249
9	2.3	2.3928
10	2.7	2.7546
11	2.8	2.6915
12	2.8	2.8904

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.34 *Oil Jembatan Sepanjang*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Jembatan Sepanjang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Jembatan Sepanjang* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Jembatan Sepanjang

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Jembatan Sepanjang adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Jembatan Sepanjang.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.35622 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.70. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.35)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.70 Bobot *Phenol* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1611	13	0.0079	25	-0.0115	37	1.21E-04
2	0.0663	14	8.62E-04	26	-0.0115	38	-0.0118
3	0.4558	15	-0.0143	27	-0.0119	39	-0.0115
4	0.3397	16	0.0375	28	-0.0049	40	0.002
5	0.0646	17	0.0043	29	0.0022	41	-0.0115
6	0.108	18	-0.0099	30	0.0878	42	-0.0024
7	0.0043	19	-0.0062	31	0.0041	43	-0.0115
8	0.036	20	-0.0119	32	-0.0125	44	-0.012
9	0.011	21	-0.0102	33	-0.005	45	-0.0115
10	-0.0069	22	0.0038	34	-0.0115	46	-0.0115
11	-0.0016	23	-0.0125	35	-0.0018	47	-0.0115
12	-0.0068	24	-0.0069	36	-0.0109	48	-0.0115

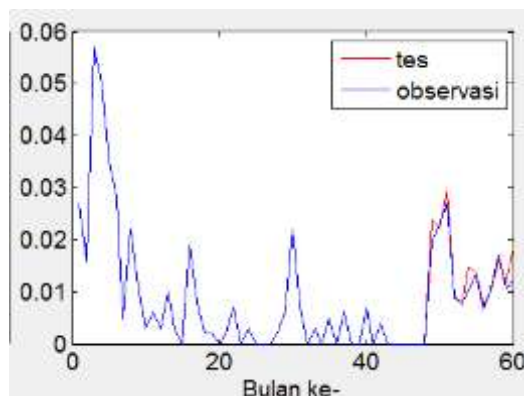
Sumber : Hasil Olah Data

- Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.71 dan grafik hasil prediksi *Phenol* Jembatan Sepanjang dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.35.
- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00268554.

Tabel 4.71 *Phenol* Jembatan Sepanjang

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0198	0.0239
2	0.023	0.0222
3	0.0272	0.0294
4	0.0089	0.0088
5	0.008	0.0075
6	0.0102	0.0146
7	0.0135	0.0137
8	0.0065	0.0075
9	0.0107	0.0102
10	0.0172	0.0162
11	0.0106	0.0118
12	0.0122	0.0186

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.35 *Phenol* Jembatan Sepanjang

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Jembatan Sepanjang pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.8. Gunung Sari

Pada titik pengamatan Gunung Sari dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan trial and error dalam menentukan nilai parameter *C cost* dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Gunung Sari

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Gunung Sari adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 1H.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.

3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.18865 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.72. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.36)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.72 Bobot BOD Gunung Sari

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0491	13	0.0346	25	0.0074	37	0.0043
2	0.0144	14	-0.0042	26	-0.0117	38	0.0104
3	0.0024	15	0.0097	27	0.0199	39	-0.0015
4	-0.0065	16	0.0262	28	-0.0077	40	0.0038
5	0.061	17	0.0048	29	0.0058	41	0.0163
6	-0.0038	18	-0.0029	30	0.3488	42	0.0156
7	0.0013	19	-0.0062	31	-0.0083	43	-0.0061
8	0.0212	20	-0.0062	32	-0.0121	44	-0.0036
9	0.0067	21	-0.0116	33	-0.0126	45	-0.0044
10	0.062	22	-0.0139	34	-0.0015	46	0.0127
11	0.022	23	-0.0131	35	0.0139	47	-0.0026
12	0.025	24	0.0035	36	-3.11E-04	48	-0.0024

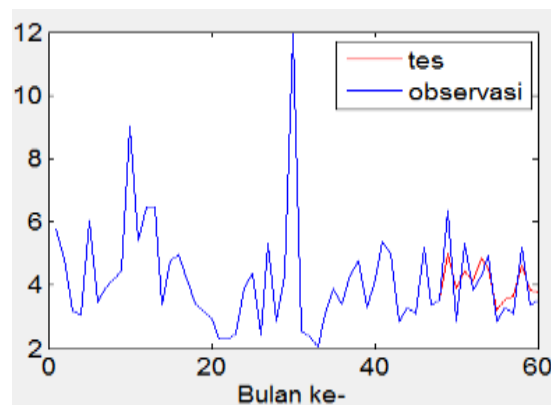
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.73 dan grafik hasil prediksi BOD Gunung Sari dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.36.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.664483.

Tabel 4.73 BOD Gunung Sari

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	6.36	5.0112
2	2.842	3.8991
3	5.31	4.4425
4	3.86	4.1211
5	4.29	4.8398
6	4.94	4.535
7	2.87	3.2213
8	3.31	3.5426
9	3.11	3.6566
10	5.19	4.6221
11	3.39	3.8546
12	3.52	3.7651

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.36 BOD Gunung Sari

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

b. Model Prediksi COD pada Gunung Sari

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Gunung Sari adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Gunung Sari.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias 0.138645 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.74. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.37)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.74 COD Gunung Sari

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0297	13	0.0941	25	-0.0028	37	-0.0036
2	-0.0305	14	-0.0119	26	-0.0348	38	0.0251
3	3.81E-04	15	0.0041	27	-0.0119	39	0.0327
4	-0.0326	16	0.0872	28	-0.0266	40	-0.0212
5	0.1401	17	-5.51E-04	29	0.0142	41	-0.005
6	-0.0208	18	-0.0177	30	0.0551	42	0.1775
7	-0.0162	19	-0.0313	31	-0.0337	43	-0.0089
8	0.0087	20	-0.0228	32	-0.0439	44	-0.0226
9	-0.0184	21	-0.0126	33	-0.0266	45	-0.0183
10	0.1497	22	-0.0285	34	-0.0106	46	0.0138
11	0.0945	23	-0.0286	35	0.0092	47	-0.0171
12	0.0392	24	-0.013	36	0.0168	48	-0.0144

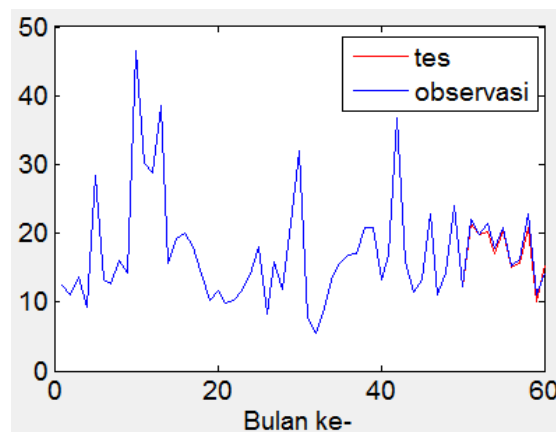
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.75 dan grafik hasil prediksi COD Gunung Sari dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.37.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.883754.

Tabel 4.75 COD Gunung Sari

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	24.01	24.0419
2	12.189	12.2243
3	21.92	21.3698
4	19.81	19.7521
5	21.41	20.1995
6	17.789	17.0809
7	20.835	20.3797
8	15.14	15.029
9	16.15	15.6217
10	22.9	20.8009
11	10.98	10.0407
12	14.25	15.3945

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.37 COD Gunung Sari

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Gunung Sari

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Gunung Sari adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Gunung Sari.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.169537 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.76. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.38)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.76 Bobot *Detergent* Gunung Sari

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0078	13	0.0401	25	-0.0046	37	-0.0124
2	0.0312	14	0.0027	26	0.0122	38	-0.0198
3	-0.0074	15	-0.0146	27	0.0562	39	0.0654
4	0.0014	16	0.01	28	0.0161	40	0.1865
5	7.31E-04	17	0.0091	29	0.0224	41	-0.0135
6	0.033	18	-0.014	30	0.0252	42	-0.0186
7	-3.58E-05	19	-0.0093	31	0.0024	43	0.0142
8	0.0942	20	0.0141	32	-0.0186	44	-0.0212
9	-0.0086	21	0.0108	33	-0.0186	45	0.0138
10	0.0341	22	-0.0048	34	0.015	46	-0.0105
11	0.0038	23	2.44E-04	35	-0.0073	47	0.0521
12	-0.005	24	-0.0018	36	0.0137	48	0.0018

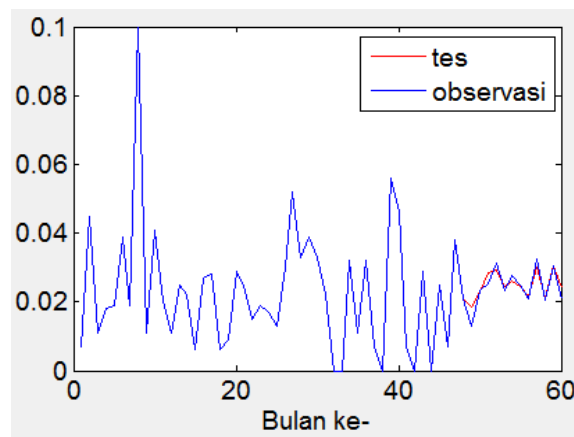
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.77 dan grafik hasil prediksi *Detergent* Gunung Sari dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.38.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.0023718.

Tabel 4.77 *Detergent Gunung Sari*

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.013	0.0187
2	0.0234	0.0227
3	0.0252	0.0286
4	0.0313	0.0292
5	0.0233	0.0244
6	0.0277	0.0262
7	0.025	0.0244
8	0.021	0.0218
9	0.0325	0.0302
10	0.0207	0.0213
11	0.0306	0.0306
12	0.021	0.024

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.38 *Detergent Gunung Sari*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent Gunung Sari* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent Gunung Sari* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

d. Model Prediksi *Oil* pada Gunung Sari

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Gunung Sari adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Gunung Sari.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Canggü, diperoleh bias -0.764129 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.78. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.39)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.78 Bobot *Oil* gunung Sari

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0114	13	-0.0114	25	0.051	37	0.2519
2	-0.0114	14	-0.0119	26	-0.0141	38	0.153
3	-0.0114	15	-0.0141	27	0.0399	39	0.0411
4	-0.011	16	-0.0177	28	0.0363	40	0.1396
5	-0.0114	17	-0.0142	29	0.0943	41	0.048
6	-0.0114	18	-0.0133	30	0.047	42	0.0383
7	-0.0116	19	-0.0141	31	0.091	43	0.0272
8	0.131	20	-0.0114	32	0.1502	44	0.0547
9	0.1374	21	0.0714	33	0.1697	45	0.0203
10	-0.0114	22	-0.0183	34	0.1345	46	0.0396
11	-0.0114	23	-0.0208	35	0.0902	47	0.0451
12	-0.0114	24	0.0493	36	0.107	48	0.0374

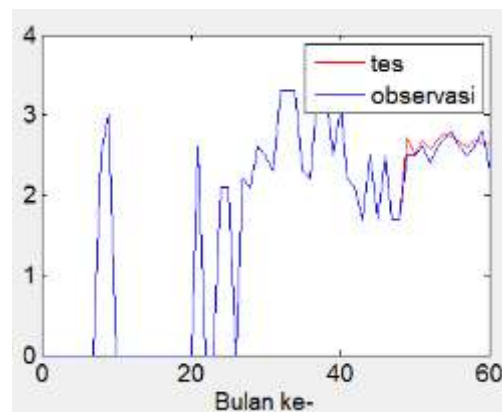
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.79 dan grafik hasil prediksi *Oil* Gunung Sari dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.39.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.14867.

Tabel 4.79 *Oil Gunung Sari*

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.5	2.7184
2	2.5	2.5159
3	2.6	2.6702
4	2.4	2.5808
5	2.6	2.6819
6	2.7	2.7585
7	2.8	2.7204
8	2.6	2.6708
9	2.5	2.5936
10	2.6	2.6871
11	2.8	2.6405
12	2.3	2.6412

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.39 *Oil Gunung Sari*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Gunung Sari* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Gunung Sari* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Gunung Sari

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Gunung Sari adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Gunung Sari.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.399162 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.80. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.40)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.80 Bobot *Phenol* Gunung Sari

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.2315	13	-0.0061	25	-0.0171	37	-0.0041
2	0.0652	14	-0.0056	26	-0.0171	38	-0.0174
3	0.4762	15	0.0187	27	-0.0175	39	-0.0171
4	0.3519	16	0.0558	28	0.0955	40	0.0107
5	0.0345	17	-0.0107	29	-0.0178	41	-0.0171
6	0.0654	18	0.0194	30	0.0921	42	-0.0175
7	0.0358	19	0.0015	31	-0.0181	43	-0.0171
8	0.0219	20	-0.0176	32	-0.0055	44	-0.0178
9	0.0314	21	0.0198	33	-0.0179	45	-0.0171
10	-0.0074	22	-0.0185	34	-0.0171	46	-0.0171
11	0.0069	23	-0.0121	35	0.0059	47	-0.0171
12	-0.0101	24	0.0082	36	0.0182	48	-0.0171

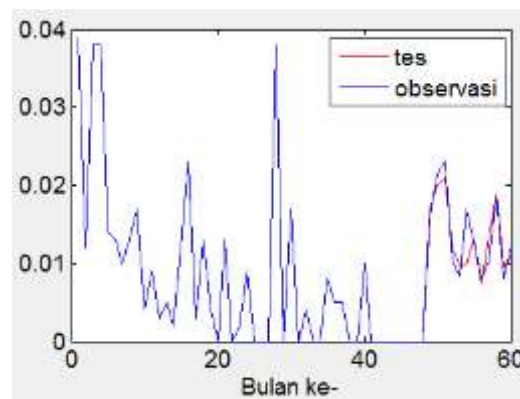
Sumber : Hasil Olah Data

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.81 dan grafik hasil prediksi *Phenol* Gunung Sari dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.40.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.002531.

Tabel 4.81 *Phenol* Gunung Sari

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.0162	0.0172
2	0.0214	0.02
3	0.023	0.021
4	0.0102	0.0118
5	0.0084	0.0096
6	0.017	0.0098
7	0.0129	0.0132
8	0.008	0.0074
9	0.0103	0.0134
10	0.0185	0.0189
11	0.008	0.0095
12	0.0123	0.0111

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.40 *Phenol* Gunung Sari

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Gunung Sari pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

4.3.9. Ngagel.

Pada titik pengamatan Ngagel dilakukan pembuatan model prediksi 5 parameter pencemaran air yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol*.

Dalam pembuatan model prediksi *Support Vector Regression*, untuk penentuan model yang terbaik digunakan *trial and error* dalam menentukan nilai

parameter C cost dan *epsilon*. Model yang terbaik dipilih dari nilai RMSE yang terkecil.

a. Model Prediksi BOD pada Ngagel

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Ngagel adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 11.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model BOD Jembatan Canggü, diperoleh bias 0.189399 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.82. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

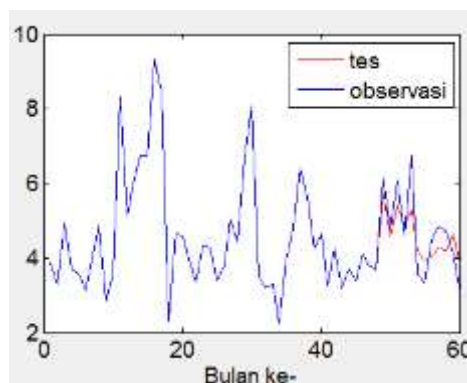
$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.41)$$

Dengan

β_i = Bobot ke-*i*

y_i = Data target ke-*i*

4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.83 dan Grafik hasil prediksi BOD Ngagel dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.41.
5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.666321.



Gambar 4.41 BOD Ngagel

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi BOD Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan BOD Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

Tabel 4.82 Bobot BOD Ngagel

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0016	13	0.0298	25	-0.0343	37	0.0385
2	-0.0388	14	0.0702	26	-0.0223	38	0.0195
3	0.0288	15	0.0719	27	0.0127	39	-0.0153
4	-0.0186	16	0.153	28	-0.0073	40	-0.0015
5	-0.0041	17	0.1175	29	0.0537	41	-0.0382
6	-0.037	18	-0.0556	30	0.3194	42	-0.0168
7	-0.0181	19	-0.0013	31	-0.0243	43	-0.0295
8	0.0179	20	9.81E-04	32	-0.0273	44	-0.0222
9	-0.0402	21	-0.0111	33	-0.0183	45	-0.0327
10	-0.0304	22	-0.0218	34	-0.0504	46	-0.0148
11	0.1289	23	-0.0092	35	-8.94E-04	47	-0.0215
12	0.0056	24	-0.0125	36	-0.0021	48	-0.024

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.83 BOD Ngagel

Bulan ke	BOD Pengamatan	BOD Prediksi
1	6.13	5.7479
2	4.78	4.5689
3	6.072	5.3819
4	4.593	4.8779
5	6.72	5.2712
6	3.54	4.1837
7	3.31	3.9234
8	4.47	4.0612
9	4.844	4.2712
10	4.71	4.1921
11	4.12	4.6318
12	3.06	3.8754

Sumber : Hasil Olah Data

b. Model Prediksi COD pada Ngagel

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Ngagel adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Ngagel.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model COD Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.255705 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.84. Berdasarkan hasil bobot dan bias Persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.42)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.84 Bobot COD Ngagel

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.0334	13	0.0654	25	-0.0149	37	0.1433
2	-0.0465	14	0.0062	26	0.0169	38	0.0809
3	0.0375	15	0.1928	27	-0.014	39	-0.0146
4	-0.0459	16	0.2925	28	0.0276	40	0.0118
5	-0.077	17	0.1953	29	0.1264	41	-0.0163
6	-0.0438	18	-0.0775	30	0.0123	42	0.0353
7	-0.0403	19	-0.0314	31	-0.014	43	-0.0251
8	-0.038	20	0.0063	32	-0.0537	44	-0.0471
9	-0.0675	21	-0.0652	33	-0.0277	45	-0.0213
10	-0.0569	22	-0.0326	34	-0.0416	46	0.0049
11	0.3117	23	-0.0154	35	-0.027	47	-0.0016
12	0.0198	24	0.0599	36	0.0494	48	0.049

Sumber : Hasil Olah Data

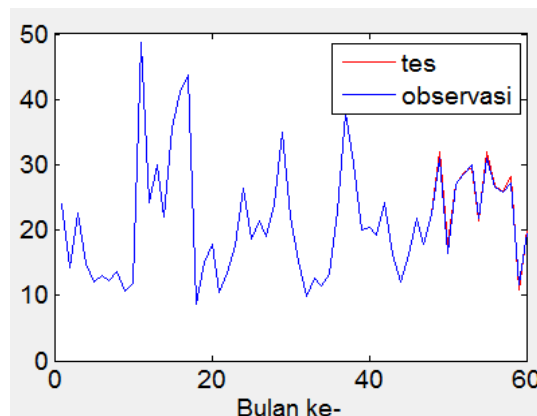
4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.85.

Tabel 4.85 COD Ngagel

Bulan ke	COD Pengamatan	COD Prediksi
1	30.898	31.935
2	16.37	17.8829
3	26.973	26.9478
4	28.676	28.6994
5	30.061	29.5804
6	21.771	21.4025
7	31.071	31.9432
8	26.637	26.847
9	25.772	25.8405
10	27.193	28.1885
11	11.612	10.8047
12	19.648	20.0917

Sumber : Hasil Olah Data

Grafik hasil prediksi COD Ngagel dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.42.



Gambar 4.42 COD Ngagel

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi COD Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan COD Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.729235.

c. Model Prediksi *Detergent* pada Ngagel

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Ngagel adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Ngagel.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Detergent* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.223335 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.86. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.43)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.86 Bobot *Detergent* Ngagel

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-0.0474	13	0.0125	25	-0.0349	37	-0.0768
2	-0.046	14	-0.0343	26	3.29E-04	38	-0.0518
3	-0.0562	15	-0.0313	27	0.0418	39	-0.0119
4	0.0329	16	0.0131	28	-0.0466	40	0.0463
5	-0.0061	17	-0.0123	29	0.0728	41	0.1795
6	-0.042	18	-0.027	30	0.2304	42	0.1048
7	-0.0386	19	-0.0494	31	-0.0537	43	0.008
8	-0.0181	20	0.0181	32	-0.0041	44	0.0984
9	-0.0231	21	0.0592	33	0.0597	45	-0.0683
10	0.0435	22	-0.0231	34	-0.021	46	0.0375
11	-0.0159	23	-0.0229	35	0.0628	47	0.0534
12	-0.0025	24	-0.0033	36	0.5476	48	0.0121

Sumber : Hasil Olah Data

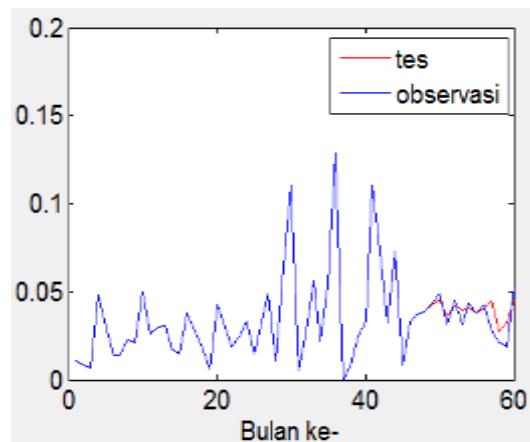
4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.87 dan grafik hasil prediksi

Detergent Ngagel dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.43.

Tabel 4.87 *Detergent* Ngagel

Bulan ke	Det Pengamatan	Det Prediksi
1	0.0431	0.0425
2	0.0491	0.0454
3	0.0317	0.0366
4	0.045	0.0422
5	0.0315	0.0396
6	0.0438	0.0408
7	0.038	0.0379
8	0.0423	0.0405
9	0.028	0.0451
10	0.021	0.0278
11	0.019	0.0321
12	0.053	0.0457

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.43 *Detergent* Ngagel

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Detergent* Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Detergent* Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00757132.

d. Model Prediksi *Oil* pada Ngagel

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Ngagel adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Ngagel.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Oil* Jembatan Canggus, diperoleh bias -0.911468 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.88. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.44)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.88 Bobot *Oil* Ngagel

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	-2.47E-04	13	0.1275	25	0.0466	37	0.0567
2	-2.47E-04	14	-2.47E-04	26	0.0269	38	0.0624
3	-2.47E-04	15	-2.55E-04	27	0.0713	39	0.0356
4	-2.72E-04	16	0.0469	28	0.0238	40	0.0524
5	0.1218	17	-3.76E-04	29	0.0339	41	0.0246
6	0.1503	18	0.086	30	0.0235	42	0.0211
7	-2.72E-04	19	0.0317	31	0.0929	43	0.0273
8	0.109	20	-2.83E-04	32	0.064	44	0.0462
9	0.0987	21	0.1244	33	0.0682	45	0.0253
10	-2.72E-04	22	-2.88E-04	34	0.134	46	0.0267
11	-2.76E-04	23	0.0928	35	0.1378	47	0.058
12	-2.47E-04	24	0.038	36	0.0788	48	0.0348

Sumber : Hasil Olah Data

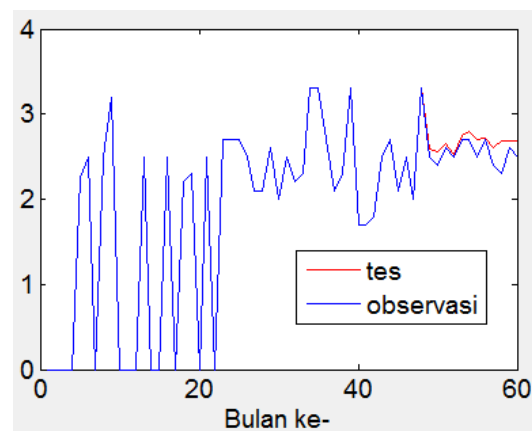
4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.89 dan grafik hasil prediksi *Oil*

Ngagel dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.44.

Tabel 4.89 *Oil Ngagel*

Bulan ke	<i>Oil</i> Pengamatan	<i>Oil</i> Prediksi
1	2.5	2.5945
2	2.4	2.5551
3	2.6	2.6605
4	2.5	2.5212
5	2.7	2.7511
6	2.7	2.7899
7	2.5	2.7029
8	2.7	2.7122
9	2.4	2.6037
10	2.3	2.6809
11	2.6	2.693
12	2.5	2.685

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.44 *Oil Ngagel*

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Oil Ngagel* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Oil Ngagel* pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

5. Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil.

Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.162933.

e. Model Prediksi *Phenol* pada Ngagel

Langkah-langkah yang digunakan dalam pembuatan model prediksi dengan algoritma *Support Vector Regression* pada Ngagel adalah sebagai berikut:

1. Mengolah data yang diperoleh dari Perum Jasa Tirta data diolah menggunakan *software* Ms. Excel yang disajikan dalam Tabel seperti BOD Ngagel.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data latih digunakan tahun 2010-2013 dan data uji digunakan data tahun 2014.
3. Dengan langkah yang sama pada Model *Phenol* Jembatan Cangu, diperoleh bias -0.345181 dan bobot yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.90. Berdasarkan hasil bobot dan bias persamaannya menjadi

$$f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \quad (4.45)$$

Dengan

β_i = Bobot ke- i

y_i = Data target ke- i

Tabel 4.90 Bobot *Phenol* Ngagel

Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot	Bulan ke	Bobot
1	0.1129	13	0.0078	25	4.66E-04	37	-0.0014
2	0.1527	14	-0.0037	26	0.1546	38	-0.0086
3	0.245	15	-0.0081	27	-0.0145	39	-0.0136
4	0.0897	16	-0.009	28	-0.0042	40	-0.0141
5	0.2993	17	0.0015	29	-0.0139	41	-0.0066
6	0.0758	18	-0.0059	30	0.0102	42	-0.014
7	0.0921	19	-0.0058	31	-0.0016	43	-0.0136
8	0.0392	20	-0.0032	32	-0.0138	44	-0.0061
9	0.0214	21	-0.0099	33	-0.0136	45	-0.0011
10	4.42E-04	22	-0.0038	34	-4.77E-05	46	-0.0136
11	-0.0048	23	-0.0024	35	-0.0018	47	-0.0092
12	-0.008	24	-0.0045	36	-0.007	48	-0.0136

Sumber : Hasil Olah Data

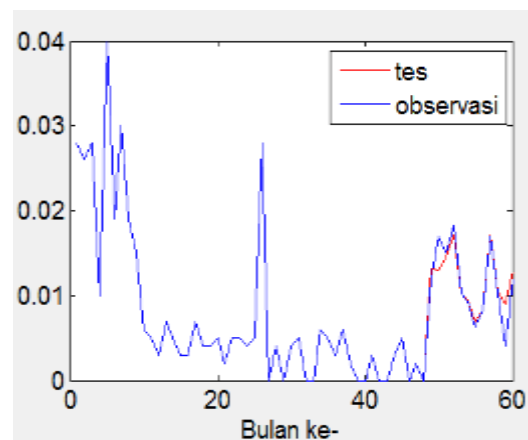
4. Persamaan yang didapatkan di atas, digunakan untuk melakukan proses uji. Hasil yang diperoleh disajikan dalam Tabel 4.91 dan grafik hasil prediksi

Phenol Ngagel dengan menjalankan algoritma *Support Vector Regression* disajikan pada Gambar 4.45.

Tabel 4.91 *Phenol* Ngagel

Bulan ke	Fen Pengamatan	Fen Prediksi
1	0.012	0.0131
2	0.017	0.0131
3	0.015	0.0146
4	0.0182	0.0172
5	0.0103	0.0103
6	0.0093	0.0094
7	0.0063	0.0069
8	0.0082	0.0081
9	0.017	0.0172
10	0.0103	0.0105
11	0.004	0.009
12	0.012	0.0128

Sumber : Hasil Olah Data



Gambar 4.45 *Phenol* Ngagel

Pada Gambar, garis yang berwarna merah merupakan grafik dari data prediksi *Phenol* Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014 dan garis yang berwarna biru merupakan grafik dari data pengamatan *Phenol* Ngagel pada bulan ke 49 – 60 atau tahun 2014.

- Model dipilih berdasarkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang kecil. Nilai RMSE yang diperoleh adalah 0.00190962.

4.5 Hasil *Twin Bounded Support Vector Machines* untuk Tingkat Pencemaran Bahan Organik Kali Surabaya

Algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya. Data yang digunakan dalam aplikasi ini adalah data tingkat pencemaran bahan organik dengan 5 parameter yaitu BOD, COD, *Detergent*, *Oil*, dan *Phenol* dari tahun 2010-2014.

Dalam melakukan klasifikasi tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data

Langkah pertama yang dilakukan adalah mengumpulkan data dari tahun 2010 – 2014, kemudian data tersebut diolah dengan *software* Ms. Excel. Dari data tersebut diambil nilai minimum, maksimum, dan rata-rata untuk setiap tahun dan tiap parameter. Data yang diperoleh digunakan sebagai data masukan dalam aplikasi algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM). Data disajikan dalam Tabel pada lampiran 2.

2. Menggunakan metode Storet

Langkah selanjutnya, dilakukan perhitungan jumlah negatif dari data masukan dengan menggunakan metode Storet. Sesuai dengan aturan perhitungan metode Storet, nilai negatif dari data digunakan aturan yang jumlah parameter < 10. Didapatkan hasil perhitungan Storet yang disajikan dalam Tabel pada lampiran 2.

Dari hasil perhitungan metode storet, data yang didapatkan berada pada kategori tercemar sedang dan tercemar berat. Kemudian data dikategorikan dalam 4 kategori yaitu:

1. Skor -11 s/d -17 → batas bawah cemar sedang
2. Skor -18 s/d -24 → batas atas cemar sedang
3. Skor -25 s/d -32 → batas bawah cemar berat
4. Skor > -33 → batas atas cemar berat

3. Membagi data

Data masukan yang telah diolah, dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji. Data uji yang digunakan adalah data masukan 9 titik pengamatan pada tahun 2014. Data uji tersebut sekaligus sebagai data validasi model. Data disajikan dalam Tabel pada lampiran 3.

4. Menentukan parameter TBSVM

Parameter yang ada dalam algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) adalah fungsi kernel, parameter kernel, C1 cost, C2 cost, C3 cost, C4 cost. Dalam aplikasi algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) untuk klasifikasi tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya, fungsi kernel yang digunakan adalah fungsi *polynomial*. Kemudian parameter kernel polynomial adalah 1, 1.5, dan nilai C1 cost = 100000; 100000000; 1000000000.5, C2 cost = 100; 100000, C3 cost = 500, C4 cost = 5; 50

5. Menjalankan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM)

Setelah parameter-parameter telah ditentukan, selanjutnya dijalankan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) dengan *software* Matlab untuk masing-masing nilai parameter yang diberikan.

6. Mendapatkan bobot dan bias

Dari menjalankan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM), maka didapatkan nilai bobot dan bias dari data latih. Sehingga Persamaan menjadi

- a. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1$, $C1 = 100000$, $C2 = 100$, $C3 = 500$, $C4 = 5$.

Persamaan yang diperoleh dari menjalankan algoritma dengan parameter yang diberikan di atas adalah

$$f(x_1) = \sum_{j=1}^{28} w\varphi^T(x_i)\varphi(x_j) + b \quad (4.46)$$

$$f(x_2) = \sum_{j=1}^{28} w\varphi^T(x_i)\varphi(x_j) + b \quad (4.47)$$

Dan bobot 1 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.92 serta bobot 2 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.93.

Tabel 4.92 Bobot 1

No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1
1	-0.0007	8	-0.0004	15	-0.0013	22	-0.006
2	0.007	9	-0.0026	16	-0.0006	23	-0.0029
3	0.0055	10	-0.0053	17	0.0017	24	-0.0019
4	0.0019	11	0.0017	18	0.0029	25	-0.0019
5	-0.0037	12	0.0029	19	0.0016	26	-0.0024
6	0.0019	13	0.0016	20	-0.0005	27	-0.0071
7	0.0042	14	0.0031	21	-0.0005	28	0.0002

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.93 Bobot 2

No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2
1	-0.0454	8	0.0266	15	0.0229	22	0.0725
2	-0.0385	9	-0.0423	16	0.0052	23	0.041
3	-0.0654	10	-0.0111	17	0.0195	24	-0.0183
4	0.0271	11	0.0195	18	0.0176	25	-0.0281
5	-0.072	12	0.0176	19	0.0191	26	0.0045
6	0.0271	13	0.0191	20	0.0023	27	0.0302
7	-0.0334	14	-0.0093	21	-0.0717	28	0.0189

Sumber : Hasil Olah Data

- b. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1$, $C1 = 100000000$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 5$.

Persamaan yang diperoleh dari menjalankan algoritma dengan parameter yang diberikan di atas adalah

$$f(x_1) = \sum_{j=1}^{28} w\varphi^T(x_i)\varphi(x_j) + b \quad (4.48)$$

$$f(x_2) = \sum_{j=1}^{28} w\varphi^T(x_i)\varphi(x_j) + b \quad (4.49)$$

Dan bobot 1 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.94 serta bobot 2 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.95.

Tabel 4.94 Bobot 1

No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1
1	-0.0001	8	0.0004	15	-0.0007	22	-0.0054
2	0.0059	9	-0.002	16	-0.0003	23	-0.0018
3	0.0046	10	-0.0034	17	0.001	24	-0.0006
4	0.0024	11	0.001	18	0.0033	25	-0.0026
5	-0.0038	12	0.0033	19	-0.0002	26	-0.0026
6	0.0024	13	-0.0002	20	-0.0003	27	-0.0051
7	0.0028	14	0.0023	21	-0.0005	28	0.0011

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.95 Bobot 2

No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2
1	-0.0454	8	0.0266	15	0.0229	22	0.0725
2	-0.0385	9	-0.0423	16	0.0052	23	0.041
3	-0.0654	10	-0.0111	17	0.0195	24	-0.0183
4	0.0271	11	0.0195	18	0.0176	25	-0.0281
5	-0.072	12	0.0176	19	0.0191	26	0.0045
6	0.0271	13	0.0191	20	0.0023	27	0.0302
7	-0.0334	14	-0.0093	21	-0.0717	28	0.0189

Sumber : Hasil Olah Data

- c. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1.5$, $C1 = 100000000$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 5$

Persamaan yang diperoleh dari menjalankan algoritma dengan parameter yang diberikan di atas adalah

$$f(x_1) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b \quad (4.50)$$

$$f(x_2) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b \quad (4.51)$$

Dan bobot 1 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.96 serta bobot 2 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.97.

Tabel 4.96 Bobot 1

No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1
1	0.0115	8	-0.006	15	-0.0028	22	-0.0066
2	-0.0018	9	0.0015	16	0.0081	23	-0.0074
3	0.0097	10	0.0036	17	-0.0061	24	0.0078
4	0.0023	11	-0.0061	18	0.0046	25	0.003
5	0.0073	12	0.0046	19	0.001	26	-0.0017
6	0.0023	13	0.001	20	-0.0033	27	-0.005
7	-0.0006	14	-0.0047	21	0.0141	28	-0.0182

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.97 Bobot 2

No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2
1	-0.0865	8	-0.0034	15	0.0219	22	-0.0285
2	-0.1028	9	0.0116	16	-0.0087	23	0.074
3	-0.1202	10	0.0058	17	0.0338	24	0.0014
4	0.0026	11	0.0338	18	-0.0004	25	-0.0099
5	-0.1474	12	-0.0004	19	0.0173	26	-0.0066
6	0.0026	13	0.0173	20	0.1245	27	-0.0211
7	0.0637	14	0.0374	21	0.0025	28	-0.0016

Sumber : Hasil Olah Data

- d. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1.5$, $C1 = 10000000000.5$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 50$

Persamaan yang diperoleh dari menjalankan algoritma dengan parameter yang diberikan di atas adalah

$$f(x_1) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b \quad (4.52)$$

$$f(x_2) = \sum_{j=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b \quad (4.53)$$

Dan bobot 1 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.98 serta bobot 2 yang didapatkan disajikan dalam Tabel 4.99.

Tabel 4.98 Bobot 1

No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1	No	Bobot 1
1	0.0119	8	-0.0065	15	-0.0058	22	-0.009
2	0.0008	9	-0.0015	16	0.0078	23	-0.0075
3	0.0112	10	0.0043	17	-0.007	24	0.0011
4	0.001	11	-0.007	18	0.0078	25	0.0044
5	0.0063	12	0.0078	19	0.0025	26	-0.001
6	0.001	13	0.0025	20	-0.0008	27	-0.0085
7	0.001	14	-0.0037	21	0.0189	28	-0.0192

Sumber : Hasil Olah Data

Tabel 4.99 Bobot 2

No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2	No	Bobot 2
1	-0.0594	8	0.0006	15	0.0018	22	0.0051
2	-0.03	9	-0.019	16	0.0144	23	0.0546
3	-0.0608	10	0.0001	17	0.0425	24	-0.0013
4	-0.0102	11	0.0425	18	-0.0004	25	0.0082
5	-0.1144	12	-0.0004	19	0.0084	26	-0.0077
6	-0.0102	13	0.0084	20	0.0575	27	-0.001
7	0.004	14	0.0018	21	-0.0046	28	0.0017

Sumber : Hasil Olah Data

7. Melakukan uji/prediksi

Hasil uji/prediksi yang diperoleh adalah sebagai berikut:

- Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1$, $C1 = 100000$, $C2 = 100$, $C3 = 500$, $C4 = 5$.

Tabel 4.100 Hasil Klasifikasi TBSVM

Titik Pengamatan	Klasifikasi Model	Target Storet
Jembatan Canggal	3	2
Jembatan Pening	3	1
Jembatan Irebeng	4	4
Cangkir Tambangan	4	4
Bambe Tambangan	2	3
Jembatan Sepanjang	2	4
Karangpilang	4	3
Gunung Sari	3	3
Ngagel	3	4

Sumber : Hasil Olah Data

Catatan :

Klasifikasi Model = Hasil menjalankan algoritma

Target Storet = Hasil perhitungan metode Storet (sebagai target validasi)

Dari rangkuman Tabel 4.100, diperoleh klasifikasi model yang sesuai ada pada 3 titik pengamatan (warna kuning) yaitu Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan, Gunung Sari. Oleh karena itu, presentase keakuratan adalah

$$\frac{3}{9} \times 100\% = 33.3\%$$

- b. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1$, $C1 = 100000000$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 5$.

Tabel 4.101 Hasil Klasifikasi TBSVM

Titik Pengamatan	Klasifikasi Model	Target Storet
Jembatan Cangu	3	2
Jembatan Perning	4	1
Jembatan Jrebeng	4	4
Cangkir Tambangan	4	4
Bambe Tambangan	2	3
Jembatan Sepanjang	2	4
Karangpilang	4	3
Gunung Sari	4	3
Ngagel	3	4

Sumber : Hasil Olah Data

Catatan :

Klasifikasi Model = Hasil menjalankan algoritma

Target Storet = Hasil perhitungan metode Storet (sebagai target validasi)

Dari rangkuman Tabel 4.101, diperoleh klasifikasi model yang sesuai ada pada 2 titik pengamatan (warna kuning) yaitu Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan. Oleh karena itu, presentase keakuratan adalah

$$\frac{2}{9} \times 100\% = 22.2\%$$

- c. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1.5$, $C1 = 100000000$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 5$

Tabel 4.102 Hasil Klasifikasi TBSVM

Titik Pengamatan	Klasifikasi Model	Target Storet
Jembatan Cangu	2	2
Jembatan Pening	3	1
Jembatan Jrebeng	4	4
Cangkir Tambangan	4	4
Bambe Tambangan	4	3
Jembatan Sepanjang	4	4
Karangpilang	3	3
Gunung Sari	3	3
Ngagel	3	4

Sumber : Hasil Olah Data

Catatan :

Klasifikasi Model = Hasil menjalankan algoritma

Target Storet = Hasil perhitungan metode Storet (sebagai target validasi)

Dari rangkuman Tabel 4.102, diperoleh klasifikasi model yang sesuai ada pada 6 titik pengamatan (warna kuning) yaitu Jembatan Cangu, Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan, Jembatan Sepanjang, Karangpilang, dan Gunung Sari. Oleh karena itu, presentase keakuratan adalah

$$\frac{6}{9} \times 100\% = 66.8\%$$

- d. Untuk fungsi kernel *polynomial* dan parameter kernel $d = 1.5$, $C1 = 1000000000.5$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 50$

Tabel 4.103 Hasil Klasifikasi TBSVM

Titik Pengamatan	Klasifikasi Model	Target Storet
Jembatan Cangu	2	2
Jembatan Pening	4	1
Jembatan Jrebeng	4	4
Cangkir Tambangan	4	4
Bambe Tambangan	2	3
Jembatan Sepanjang	4	4
Karangpilang	3	3
Gunung Sari	3	3
Ngagel	4	4

Sumber : Hasil Olah Data

Catatan :

Klasifikasi Model = Hasil menjalankan algoritma

Target Storet = Hasil perhitungan metode Storet (sebagai target validasi)

Dari rangkuman Tabel 4.103, diperoleh klasifikasi model yang sesuai ada pada 7 titik pengamatan (warna kuning) yaitu Jembatan Cangu, Jembatan Jrebeng, Cangkir Tambangan, Jembatan Sepanjang, Karangpilang, Gunung Sari, dan Ngagel. Oleh karena itu, presentase keakuratan adalah

$$\frac{7}{9} \times 100\% = 77.8\%$$

8. Menentukan model yang terbaik.

Model klasifikasi menggunakan algoritma Twin Bounded Support vector Machines (TBSVM) yang terbaik dipilih berdasarkan keakuratan tertinggi yaitu 77.8% dengan parameter-parameternya adalah fungsi kernel polynomial dengan $d = 1.5$, $C1 = 10000000000.5$, $C2 = 100000$, $C3 = 500$, $C4 = 50$.

BAB 5

KESIMPULAN

Pada bab ini diberikan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan yaitu tentang pemodelan untuk memprediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada sungai kali Surabaya menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan diberikan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan tentang pemodelan untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM).

5.1 Kesimpulan

Pada model untuk prediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya dibuat sebanyak 5 model pada setiap titik pengamatan. Model dibuat berdasarkan banyaknya titik pengamatan pada Kali Surabaya. Hal ini disebabkan adanya perbedaan lingkungan di setiap titik pengamatan. Dari hasil penelitian dan pembahasan didapatkan model pada setiap titik dengan model yang didapatkan pada Persamaan $f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b$ dan dengan nilai β_i dan y_i yang bervariasi sesuai dengan titik pengamatannya.

Sedangkan pada model untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada sungai kali Surabaya dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) digunakan nilai rata-rata dari setiap parameter bahan organik pada setiap tahun. Untuk menentukan target klasifikasi terlebih dahulu digunakan metode storet untuk menghitung nilai kategori.

Dari hasil penelitian dan pembahasan didapatkan model yang tepat untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) dengan Persamaan

$$f(x_{1,2}) = \sum_{i=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b.$$

5.2 Saran

Dari hasil penelitian, diberikan beberapa saran untuk penelitian lanjutan.

1. untuk mendapatkan hasil dari pengklasifikasian yang sesuai dengan status mutu air, data yang diperlukan sebagai training harus memenuhi semua kategori yang ada.
2. Model prediksi yang dibuat dalam penelitian ini menggunakan algoritma Support vector regression, untuk selanjutnya dapat digunakan dengan algoritma lainnya.

BAB 5

KESIMPULAN

Pada bab ini diberikan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan yaitu tentang pemodelan untuk memprediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik pada sungai kali Surabaya menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan diberikan kesimpulan dari hasil penelitian yang dilakukan tentang pemodelan untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada Kali Surabaya dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM).

5.1 Kesimpulan

Pada model untuk prediksi nilai parameter tingkat pencemaran bahan organik Kali Surabaya dibuat sebanyak 5 model pada setiap titik pengamatan. Model dibuat berdasarkan banyaknya titik pengamatan pada Kali Surabaya. Hal ini disebabkan adanya perbedaan lingkungan di setiap titik pengamatan. Dari hasil penelitian dan pembahasan didapatkan model pada setiap titik dengan model yang didapatkan pada Persamaan $f(x) = \sum_{i=1}^{48} \beta_i y_i \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b$ dan dengan nilai β_i dan y_i yang bervariasi sesuai dengan titik pengamatannya.

Sedangkan pada model untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik pada sungai kali Surabaya dengan menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) digunakan nilai rata-rata dari setiap parameter bahan organik pada setiap tahun. Untuk menentukan target klasifikasi terlebih dahulu digunakan metode storet untuk menghitung nilai kategori.

Dari hasil penelitian dan pembahasan didapatkan model yang tepat untuk mengklasifikasikan tingkat pencemaran bahan organik menggunakan algoritma *Twin Bounded Support Vector Machines* (TBSVM) dengan Persamaan

$$f(x_{1,2}) = \sum_{i=1}^{28} w \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b.$$

5.2 Saran

Dari hasil penelitian, diberikan beberapa saran untuk penelitian lanjutan.

1. untuk mendapatkan hasil dari pengklasifikasian yang sesuai dengan status mutu air, data yang diperlukan sebagai training harus memenuhi semua kategori yang ada.
2. Model prediksi yang dibuat dalam penelitian ini menggunakan algoritma Support vector regression, untuk selanjutnya dapat digunakan dengan algoritma lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Apriliani, Erna dan Masduqi. (2008). *Estimation of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm*. IPTEK, the Journal for Technology and Science, Vol. 19, No. 3, August 2008
- BLH Jatim. (2011). *Penyusunan Daya Dukung dan Daya Tampung Lingkungan di Sungai Kalimas, Surabaya*. Surabaya.
- Damarany, Purnisa. (2009). *Kajian Kualitas Air Sungai Cipinang Bagian Hilir Ditinjau Dari Parameter BOD Dan Do Menggunakan Model Qual2e*. Jakarta: Jurnal Teknologi Lingkungan Vol 5, No 2, pp. 62-74. ISSN:1829-6572.
- Debby. (2009). *Sebaran Spasial Luasan Area Tercemar dan Analisis Beban Pencemaran Bahan Organik pada Perairan Teluk Ambon Dalam*. Bogor: Toroni (Jurnal Ilmu Kelautan dan Perikanan). Vol. 19(2) Agustus 2009
- Ginanjari. (2014). *Studi Penentuan Daya Tampung Beban Pencemaran Air Sungai melalui Pendekatan Software QUAL2E dan Metode Neraca Massa*. Semarang: Teknik Lingkungan Undip.
- Hanif, (2013). *Pencemaran Air*. Diakses pada tanggal 15 September 2014. <http://hanifweb.wordpress.com/2013/04/19/pencemaran-air/>
- Jayadeva, Khemchandani, R. And Chandra, S. (2007), *Twin Support Vector Machines For Pattern Classification*. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.29, No.5, hal 905-910.
- Keputusan Menteri Negara Lingkungan Hidup RI No.115 tahun 2003. *Pedoman Status Mutu Air*. Jakarta.
- Krebel, U. H.G. (1999), *Pairwise Classification And Support Vector Machines*. Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning. The MIT Press, Cambridge., hal 255-268.
- Pebo, Berny. 2012. *Multiclass twin Bounded Support Vector machine Untuk Pengenalan Ucapan*. Tesis Magister Matematika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Peraturan Pemerintah Nomor 82 Tahun 2001. *Pengelolaan Kualitas Air dan Pengendalian Pencemaran Air*. Jakarta.

- Thesa, dkk. 2013. *Studi penentuan Status Mutu Air di Sungai Surabaya untuk Keperluan Bahan Baku Air Minum*. Jurnal Teknik Pengairan.
- Vapnik, V.N. (1999), *The Nature Of Statistical Learning Theory, Second Edition*, Springer-Verlag, New York Berlin Heidelberg.
- Wismaningsih, Arum. 2007. *Analisis Kualitas Air Kali Surabaya dengan Menggunakan Bioindikator Makroinvertebrata Benthik*. Jember.

Lampiran 1

Lampiran 1A BOD Jembatan Cunggu

Bulan ke	BODjp	BODjs	BODgs	BODbt	BODjc
1	8.82	8.42	5.76	7.26	6.48
2	4.87	6.73	4.85	5.7	5.9
3	4.97	10.53	3.19	8.17	4.41
4	3.66	3.14	3.07	3.08	3.8
5	7.2	8.81	6.03	8.95	7.53
6	3.18	3.94	3.47	4.41	3.48
7	3.77	4.13	3.91	3.48	2.59
8	3.88	6.71	4.18	13.4	2.3
9	6.21	5.37	4.45	4.16	3.16
10	3.57	6.75	9.02	7.12	5.04
11	5.51	6.38	5.39	4.49	6.08
12	4.85	5.19	6.47	5.1	3.19

Lampiran 1B BOD Jembatan Perning

Bulan ke	BODng	BODjj	BODCt	BODk	BODjp
1	3.86	9.48	6.1	9.33	8.82
2	3.3	6.03	4.26	4.41	4.87
3	4.92	5.03	8.11	8.21	4.97
4	3.7	3.54	6.16	9.29	3.66
5	3.59	14.77	5.72	6.88	7.2
6	3.12	3.34	3.55	3.33	3.18
7	3.93	2.71	3.39	4.03	3.77
8	4.85	4.78	1.71	3.78	3.88
9	2.84	5.95	2.17	4.01	6.21
10	3.55	2.86	3.69	6.27	3.57
11	8.32	5.42	7.77	7.14	5.51
12	5.15	4.51	5.26	6.41	4.85

Lampiran 1C BOD Jembatan Jrebeng

Bulan ke	BODng	BODjp	BODCt	BODk	BODjj
1	3.86	8.82	6.1	9.33	9.48
2	3.3	4.87	4.26	4.41	6.03
3	4.92	4.97	8.11	8.21	5.03
4	3.7	3.66	6.16	9.29	3.54
5	3.59	7.2	5.72	6.88	14.77
6	3.12	3.18	3.55	3.33	3.34
7	3.93	3.77	3.39	4.03	2.71
8	4.85	3.88	1.71	3.78	4.78
9	2.84	6.21	2.17	4.01	5.95
10	3.55	3.57	3.69	6.27	2.86
11	8.32	5.51	7.77	7.14	5.42
12	5.15	4.85	5.26	6.41	4.51

Lampiran 1D BOD Cangkir Tambangan

Bulan ke	BODng	BODjj	BODjp	BODk	BODCt
1	3.86	9.48	8.82	9.33	6.1
2	3.3	6.03	4.87	4.41	4.26
3	4.92	5.03	4.97	8.21	8.11
4	3.7	3.54	3.66	9.29	6.16
5	3.59	14.77	7.2	6.88	5.72
6	3.12	3.34	3.18	3.33	3.55
7	3.93	2.71	3.77	4.03	3.39
8	4.85	4.78	3.88	3.78	1.71
9	2.84	5.95	6.21	4.01	2.17
10	3.55	2.86	3.57	6.27	3.69
11	8.32	5.42	5.51	7.14	7.77
12	5.15	4.51	4.85	6.41	5.26

Lampiran 1E BOD Bambe Tambangan

Bulan ke	BODjp	BODjc	BODjs	BODgs	BODbt
1	8.82	6.48	8.42	5.76	7.26
2	4.87	5.9	6.73	4.85	5.7
3	4.97	4.41	10.53	3.19	8.17
4	3.66	3.8	3.14	3.07	3.08
5	7.2	7.53	8.81	6.03	8.95
6	3.18	3.48	3.94	3.47	4.41
7	3.77	2.59	4.13	3.91	3.48
8	3.88	2.3	6.71	4.18	13.4
9	6.21	3.16	5.37	4.45	4.16
10	3.57	5.04	6.75	9.02	7.12
11	5.51	6.08	6.38	5.39	4.49
12	4.85	3.19	5.19	6.47	5.1

Lampiran 1F BOD Karangpilang

Bulan ke	BODng	BODjp	BODCt	BODjj	BODk
1	3.86	8.82	6.1	9.48	9.33
2	3.3	4.87	4.26	6.03	4.41
3	4.92	4.97	8.11	5.03	8.21
4	3.7	3.66	6.16	3.54	9.29
5	3.59	7.2	5.72	14.77	6.88
6	3.12	3.18	3.55	3.34	3.33
7	3.93	3.77	3.39	2.71	4.03
8	4.85	3.88	1.71	4.78	3.78
9	2.84	6.21	2.17	5.95	4.01
10	3.55	3.57	3.69	2.86	6.27
11	8.32	5.51	7.77	5.42	7.14
12	5.15	4.85	5.26	4.51	6.41

Lampiran 1G BOD Jembatan Sepanjang

Bulan ke	BODjp	BODjc	BODgs	BODbt	BODjs
1	8.82	6.48	5.76	7.26	8.42
2	4.87	5.9	4.85	5.7	6.73
3	4.97	4.41	3.19	8.17	10.53
4	3.66	3.8	3.07	3.08	3.14
5	7.2	7.53	6.03	8.95	8.81
6	3.18	3.48	3.47	4.41	3.94
7	3.77	2.59	3.91	3.48	4.13
8	3.88	2.3	4.18	13.4	6.71
9	6.21	3.16	4.45	4.16	5.37
10	3.57	5.04	9.02	7.12	6.75
11	5.51	6.08	5.39	4.49	6.38
12	4.85	3.19	6.47	5.1	5.19

Lampiran 1H BOD Gunung Sari

Bulan ke	BODjp	BODjc	BODjs	BODbt	BODgs
1	8.82	6.48	8.42	7.26	5.76
2	4.87	5.9	6.73	5.7	4.85
3	4.97	4.41	10.53	8.17	3.19
4	3.66	3.8	3.14	3.08	3.07
5	7.2	7.53	8.81	8.95	6.03
6	3.18	3.48	3.94	4.41	3.47
7	3.77	2.59	4.13	3.48	3.91
8	3.88	2.3	6.71	13.4	4.18
9	6.21	3.16	5.37	4.16	4.45
10	3.57	5.04	6.75	7.12	9.02
11	5.51	6.08	6.38	4.49	5.39
12	4.85	3.19	5.19	5.1	6.47

Lampiran 1I BOD Ngagel

Bulan ke	BODCt	BODjj	BODjp	BODk	BODng
1	6.1	9.48	8.82	9.33	3.86
2	4.26	6.03	4.87	4.41	3.3
3	8.11	5.03	4.97	8.21	4.92
4	6.16	3.54	3.66	9.29	3.7
5	5.72	14.77	7.2	6.88	3.59
6	3.55	3.34	3.18	3.33	3.12
7	3.39	2.71	3.77	4.03	3.93
8	1.71	4.78	3.88	3.78	4.85
9	2.17	5.95	6.21	4.01	2.84
10	3.69	2.86	3.57	6.27	3.55
11	7.77	5.42	5.51	7.14	8.32
12	5.26	4.51	4.85	6.41	5.15

Keterangan:

BODjc : BOD Jembatan Cangu
BODjp : BOD Jembatan Pening
BODjj : BOD Jembatan Jrebeng
BODct : BOD Cangkir Tambangan
BODbt : BOD Bambe Tambangan
BODk : BOD Karangpilang
BODjs : BOD Jembatan Sepanjang
BODgs : BOD Gunung Sari
BODng : BOD Ngagel

Lampiran 2

Tabel Olah Data Model Klasifikasi

Ma B	Ma C	Ma D	Ma O	Ma F	Ra B	Ra C	Ra D	Ra O	Ra F	Mi B	Mi C	Mi D	Mi O	Mi F	T	Storet
5.5	34.28	0.091	2.5	0.003	4.12	21.118	0.0495	2.15	0.0015	2.74	7.955	0.008	1.8	0	1	-20
6.47	38.62	0.029	2.6	0.023	4.385	24.238	0.0175	2.3	0.0125	2.3	9.861	0.006	2	0.002	1	-24
7.53	38.95	0.188	3.25	0.045	4.915	23.388	0.099	1.625	0.024	2.3	7.824	0.01	0	0.003	2	-28
6.01	27.18	0.052	2.6	0.017	3.805	16.698	0.0305	1.3	0.01	1.6	6.219	0.009	0	0.003	2	-28
5.85	38.43	0.075	2.9	0.015	4	23.612	0.0405	1.45	0.0075	2.15	8.791	0.006	0	0	2	-26
6.03	36.39	0.078	2.8	0.008	4.035	21.74	0.0475	1.4	0.004	2.04	7.089	0.017	0	0	2	-26
5.79	30.88	0.098	2.5	0.004	4.03	19.147	0.049	1.25	0.002	2.27	7.414	0	0	0	2	-26
5.38	36.67	0.056	3.1	0.01	4.125	23.825	0.0315	2.6	0.005	2.87	10.98	0.007	2.1	0	2	-28
6.14	42.71	0.077	2.6	0.011	3.905	24.256	0.0425	2.2	0.0075	1.67	5.802	0.008	1.8	0.004	3	-30
8.82	37.45	0.072	2.8	0.063	6	23.676	0.039	1.4	0.036	3.18	9.898	0.006	0	0.009	3	-30
8.85	45.09	0.122	2.8	0.027	5.32	25.32	0.064	1.4	0.0135	1.79	5.552	0.006	0	0	3	-32
7.47	46.82	0.057	2.8	0.006	4.545	27.252	0.032	1.4	0.003	1.62	7.688	0.007	0	0	3	-32
15.12	42.25	0.11	2.7	0.006	8.55	24.759	0.059	2.25	0.004	1.98	7.267	0.008	1.8	0.002	3	-30
7.47	46.82	0.057	2.8	0.006	4.545	27.252	0.032	1.4	0.003	1.62	7.688	0.007	0	0	3	-32
14.77	50.67	0.047	3	0.043	8.74	29.713	0.0265	1.5	0.023	2.71	8.758	0.006	0	0.003	4	-34
10.95	36.04	11	2.8	6	5.65	20.219	5.5045	1.4	3	0.35	4.397	0.009	0	0	4	-34
13.27	44.47	8	2.6	0.023	6.795	24.515	4.0045	1.3	0.0115	0.32	4.559	0.009	0	0	4	-34
8.208	28.48	26	2.6	5	4.369	16.067	13.006	2.55	2.5015	0.53	3.653	0.012	2.5	0.003	4	-38
15.42	56.42	0.162	3.3	0.062	8.565	31.753	0.0845	1.65	0.032	1.71	7.088	0.007	0	0.002	4	-34
12.1	42	73	2.6	4	6.795	24.045	36.504	1.3	2.0015	1.49	6.089	0.007	0	0.003	4	-36
21.54	47.7	0.107	4.7	0.009	11.4	25.585	0.0575	3.25	0.0065	1.26	3.47	0.008	1.8	0.004	4	-36
13.4	48.44	0.066	2.8	0.045	8.24	29.615	0.037	1.4	0.0235	3.08	10.785	0.008	0	0.002	4	-36

11.58	54.91	0.083	2.7	0.012	6.485	31.281	0.0465	1.35	0.007	1.39	7.656	0.01	0	0.002	4	-34
14.57	41.36	20	2.7	0.003	8.315	25.52	10.006	1.35	0.0015	2.06	9.68	0.012	0	0	4	-34
15.42	56.42	0.162	3.3	0.062	8.565	31.753	0.0845	1.65	0.032	1.71	7.088	0.007	0	0.002	4	-34
12.1	42	73	2.6	4	6.795	24.045	36.504	1.3	2.0015	1.49	6.089	0.007	0	0.003	4	-36
21.54	47.7	0.107	4.7	0.009	11.4	25.585	0.0575	3.25	0.0065	1.26	3.47	0.008	1.8	0.004	4	-36
9.02	46.5	0.1	3	0.039	6.045	27.88	0.0535	2.75	0.021	3.07	9.261	0.007	2.5	0.003	4	-38
11.94	32	32	2.6	5	6.995	18.707	16.006	2.45	2.502	2.05	5.413	0.011	2.3	0.004	4	-38
17.75	52.82	0.06	3.5	0.055	10.07	31.376	0.034	2.9	0.0295	2.39	9.93	0.008	2.3	0.004	4	-36
8.76	44.72	0.073	3	0.015	5.625	27.041	0.0395	2.65	0.0085	2.49	9.364	0.006	2.3	0.002	4	-36
15.38	32.64	135	2.6	0.006	8.715	19.745	67.504	2.45	0.004	2.05	6.85	0.008	2.3	0.002	4	-38
15	66.31	0.156	3	0.004	8.54	36.237	0.0815	2.4	0.003	2.08	6.163	0.007	1.8	0.002	4	-36
14.85	48.73	0.111	3.2	0.046	8.845	29.043	0.059	2.725	0.0245	2.84	9.355	0.007	2.25	0.003	4	-36
9.31	43.77	0.055	2.7	0.008	5.36	25.811	0.0305	2.45	0.005	1.41	7.849	0.006	2.2	0.002	4	-36
13.58	36	129	2.7	9	7.51	19.565	64.503	2.6	4.502	1.44	3.13	0.005	2.5	0.004	4	-38
6.78	38.95	0.188	3.3	0.045	4.445	22.377	0.098	2.5	0.0225	2.11	5.802	0.008	1.7	0		
10.95	21.57	0.046	2.8	0.05	6.52	14.492	0.023	1.4	0.025	2.09	7.414	0	0	0		
14.77	50.67	0.052	3.3	0.043	8.535	28.878	0.026	2.5	0.0215	2.3	7.089	0	1.7	0		
12.96	56.42	0.049	4.7	0.062	7.735	32.883	0.029	3.25	0.0325	2.51	9.347	0.009	1.8	0.003		
4.63	25.71	0.06	3.3	0.045	3.685	16.833	0.03	2.5	0.0235	2.74	7.955	0	1.7	0.002		
7.52	47.61	0.066	3.3	0.027	5.16	28.492	0.037	2.5	0.0145	2.8	9.376	0.008	1.7	0.002		
15.38	32.64	0.058	2.7	0.021	8.81	20.23	0.0335	2.4	0.0115	2.24	7.819	0.009	2.1	0.002		
11.94	32	0.052	2.6	0.038	7.18	20.095	0.029	1.9	0.02	2.42	8.189	0.006	1.2	0.002		
9.31	43.77	0.053	3.3	0.008	6.185	26.21	0.034	2.5	0.005	3.06	8.648	0.015	1.7	0.002		

Lampiran 3

Listing Program Support Vector Regression

Listing Training

```
Function svrobj = svr_trainer(xdata,ydata, c, epsilon, kernel,
varargin)
%
If strcmp(kernel,'rbf')
    lambda = varargin{1};
    kernel_function = @(x,y) exp(-lambda*norm(x.feature-
        y.feature,2)^2);
else if strcmp(kernel,'spline')
    kernel_function = @(a,b) prod(arrayfun(@(x,y) 1 +
        x*y+x*y*min(x,y) -
        (x+y)/2*min(x,y)^2+1/3*min(x,y)^3,a.feature,b.feature));
else if strcmp(kernel,'periodic')
    l = varargin{1};
    p = varargin{2};
    kernel_function = @(x,y) exp(-2*sin(pi*norm(x.feature-
        y.feature,2)/p)^2/l^2);
else if strcmp(kernel,'tangent')
    a = varargin{1};
    c = varargin{2};
    kernel_function = @(x,y)
        prod(tanh(a*x.feature'*y.feature+c));
end

ntrain = size(xdata,1);
alpha0 = zeros(ntrain,1);

for i=1:ntrain
    for j=1:ntrain
        xi(i,j).feature = xdata(i,:);
        xj(i,j).feature = xdata(j,:);
    end
end

% *****
% Set up the Gram matrix for the
% training data.
% *****
M = arrayfun(kernel_function,xi,xj);
M = M + 1/c*eye(ntrain);

% *****
% Train the SVR by optimising the
% dual function ie.finda_i's
% *****

%options = optimoptions('quadprog','Algorithm','interior-point-
convex');
options = optimset('Algorithm','interior-point');
H = 0.5*[M zeros(ntrain,3*ntrain); zeros(3*ntrain,4*ntrain)];
figure; imagesc(M); title('Inner product between training data
    (ie. K(x_i,x_j)'); xlabel('Training point #');
    ylabel('Training point #');
```



```

lb = [-c*ones(ntrain,1);      zeros(ntrain,1);
      zeros(2*ntrain,1)];
ub = [ c*ones(ntrain,1);      2*c*ones(ntrain,1);
      c*ones(2*ntrain,1)];
f = [ -ydata;
      epsilon*ones(ntrain,1);zeros(ntrain,1);zeros(ntrain,1)];
z = quadprog(H,f,[],[],[],[],lb,ub,[]);

alpha = z(1:ntrain)
figure; stem(alpha); title('Visualization of the trained SVR');
xlabel('Training point #'); ylabel('Weight (ie. alpha_i -
alpha_i^*)');
% *****
% Calculate b
% *****
for m=1:ntrain
    bmat(m) = ydata(m);
    for n = 1:ntrain
        bmat(m) = bmat(m) - alpha(n)*M(m,n);
    end
    bmat(m) = bmat(m) - epsilon - alpha(m)/c;
end
b = mean(bmat);

% *****
% Store the trained SVR.
% *****
svrobj.alpha = alpha
svrobj.b = b
svrobj.kernel = kernel_function
svrobj.train_data = xdata
svrobj.predict = @(x) cellfun(@(u) svr_eval(u),num2cell(x,2));

```

Listing prediksi

```

y = svrobj.predict(x_test);

function f = svr_eval(x)
    f = 0;
    n_predict = size(x,1);
    for i=1:n_predict
        sx(i).feature = x(i,:);
    end
    n_train = size(xdata,1);
    for i=1:n_train
        sy(i).feature = xdata(i,:);
    end

    for i=1:n_train
        f = f + svrobj.alpha(i)*kernel_function(sx(1),sy(i));
    end
    f = f + b;
    %f = f/2;
end

end

```

Lampiran 4

Listing Program Twin Bounded Support Vector Machines

```
% Lisitng Program LatihTB-SVM
function [M_z1,M_z2] =
LATIH_TBSVM(X,Y,kernel,par_ker,parC1,parC2,parC3,parC4)

DATA = X;
m = size(DATA,1);
klas = jum_klas(Y);

% inisialisasiawaluntukmenyimpanhasilperhitungan
batas1(1) = 1;
MM_z1 = []; MM_z2 = [];
c5 = 1; c6 = 1;

for i = 1 : klas-1
    for j = i+1 : klas
        A = []; B = [];
        C = []; R = [];
        S = []; L = []; N = [];

        [A,B] = pisahmatriks(DATA,Y,i,j);
        [K1 K2] = matriksK(A,B,kernel,par_ker);
        e1 = ones(size(A,1),1);
        e2 = ones(size(B,1),1);
        R = [K2 e2];    S = [K1 e1];
        L = [K1 e1];    N = [K2 e2];

        H1 = R*(inv((S'*S) + parC3*eye(size(S',1))))*R';
        H1 = (H1 + H1')/2;
        H2 = L*(inv((N'*N) +parC4*eye(size(N',1))))*L';
        H2 = (H2 + H2')/2;

        % menghitungnilaialfadan beta darimasalahpemrogramankuadratik yang
        terbentuk
        =====
        alfa = nilai_Lagrang (H1,parC1);clc;
        beta = nilai_Lagrang (H2,parC2);clc;

        c5 = c5 + 1;
        z1 = -(inv((S'*S) + parC3*eye(size(S',1))))*R'*alfa;
        z2 = -(inv((N'*N) + parC4*eye(size(N',1))))*L'*beta;
        batas1(c5) = batas1(c5-1) + size(z1,1);

        %menyimpanhasilperhitungan parameter z1, z2, b1, dan b2
        MM_z1 = [MM_z1 ; z1];
        MM_z2 = [MM_z2 ; z2];
    end
end

M_z1 = MM_z1;    M_z2 = MM_z2;
batas = batas1;

%menyimpanhasilperhitungansehinggadapatdipakaipadatahappengujian.
saveLATIH.mat
%Lampiranlisiting program Multi_TBSVM.m
```

```

Function Yprediksi = MULTI_TBSVM(Xtes)

%memanggil data hasilperhitungantahappelatihan.
loadLATIH.mat

M_delta = matriksJARAK(DATA,Y, kernel, par_ker, klas);

delta1 = min(M_delta(:,3));
for i = 1 : (klas*(klas-1))/2
    if delta1 == M_delta(i,3)
        pilih = [M_delta(i,1) M_delta(i,2)];
    end
end
pilih1 = pilih;
M_pilih = [];

for i4 = 1 : size(M_delta,1)
    if M_delta(i4,1:2) == pilih
        continue
    end
M_pilih = [M_pilih; M_delta(i4,:)];
end

M_pilih1 = M_pilih;
M_pilih = [];

Test = Xtes;
n = size(Test,1);
D = [];
%Loopinguntuktahap testing
for i6 = 1 : n
    pilih = pilih1;
    M_delta = M_pilih1;

    for i3 = 1 : klas-2
        A = []; B = []; w1 = []; w2 = [];
        [A,B] = pisahmatriks(DATA,Y,pilih(1),pilih(2));
        C = [A;B];

        %menentukanposisi z1 dan z2 berdasarkanpasanganklas
        c12 = posisi(pilih,klas);

        xx1 = batas(c12);
        xx2 = batas(c12+1)-2;

        w1 = M_z1(xx1:xx2,1);
        b1 = M_z1(xx2+1);

        w2 = M_z2(xx1:xx2,1);
        b2 = M_z2(xx2+1);

        X_tes = Test(i6,:);
    switch lower(kernel)
        case 'poli'

```

```

        x = poli_kernel(X_tes,C',par_ker);
    case 'rbf'
        x = RBF_kernel(X_tes,C,par_ker);
end

u(1) = abs(x*w1 + b1);    u(2) = abs(x*w2 + b2);

if u(1) < u(2)
    pemenang = pilih(1); kalah = pilih(2);
else
    pemenang = pilih(2); kalah = pilih (1);
end

% mengeliminasi pasangankelas yang kalah
MP = [];
for i4 = 1 : size(M_delta,1)
    if M_delta(i4,1) == kalah || M_delta(i4,2) == kalah
        continue
    end
    M_pilih = [M_pilih; M_delta(i4,:)];
    If M_delta(i4,1) == pemenang || M_delta(i4,2) == pemenang
        MP = [MP; M_delta(i4,:)];
    end
end

M_delta = M_pilih;
M_pilih = [];

for i4 = 1 : size(MP,1)
    if min(MP(:,3)) == MP(i4,3)
        pilih = [MP(i4,1) MP(i4,2)];
        break
    end
end

for i4 = 1 : size(M_delta,1)
    if M_delta(i4,1:2) == pilih
        continue
    end
    M_pilih = [M_pilih; M_delta(i4,:)];
end

M_delta = M_pilih;
M_pilih = [];
end

% Looping terakhir
A = []; B = []; w1 = []; w2 = [];
[A,B] = pisahmatriks(DATA,Y,pilih(1),pilih(2));
C = [A;B];

c12 = posisi(pilih,klas);

xx1 = batas(c12);
xx2 = batas(c12+1)-2;

w1 = M_z1(xx1:xx2,1)
b1 = M_z1(xx2+1)

```

```

        w2 = M_z2(xx1:xx2,1)
        b2 = M_z2(xx2+1)

switch lower(kernel)
    case'poli'
        x = poli_kernel(X_tes,C',par_ker);
    case'rbf'
        x = RBF_kernel(X_tes,C,par_ker);
end

u(1) = abs(x*w1 + b1);    u(2) = abs(x*w2 + b2);

if u(1) < u(2)
    pemenang = pilih(1);
else
    pemenang = pilih(2);
end

D = [D; pemenang];

end

Yprediksi = D;
=====

```

```

%lampiran listing program jum_klas.m
Function klas = jum_klas(Y);
%keterangan
% t adalah target

m=size(Y, 1);
klas =1 ;
for i=1:m-1
    if Y(i)~=Y(i+1)
        klas=klas+1;
    end
end
=====

%Lampiran Listing program jarak2klas.m
function delta = jarak2klas(A,B,kerne1,par_ker)

switch lower(kerne1)
    case'poli'
        h1 = sum(poli_kerne1(A,A',par_ker),1);
        h2 = sum(poli_kerne1(B,B',par_ker),1);
        h3 = sum(poli_kerne1(A,B',par_ker),1);

        case'rbf'
            h1 = sum(RBF_kerne1(A,A,par_ker),1);
            h2 = sum(RBF_kerne1(B,B,par_ker),1);
            h3 = sum(RBF_kerne1(A,B,par_ker),1);

end
        jum1 = sum(h1,2);    jum2 = sum(h2,2);    jum3 =
sum(h3,2);
        delta = sqrt(jum1/(size(A,1)^2) + jum2/(size(B,1)^2) -
2*jum3/(size(A,1)*size(B,1)));
=====

```

```

% Lampiran listing program RBF_kernel.m
function K = RBF_kernel(A,B,sig2)

n = size(A,1);
m = size(B,1);

for i = 1 : n
    a = A(i,:);
    for j = 1 : m
        b = B(j,:);
        c = (a-b).^2;
        % K(i,j)=exp(-sum(c)/(2*(sig2)));
        K(i,j) = exp(-sig2*sum(c));
    end
end
end

```

```

% Lapiran Listing program poli_kernel.m
function K = poli_kernel (A,B,d)
% fungsipolinomial kernel
% X = poli_kernel(A, B,[t, derajat])
% A = merupakanmatriks data inputan
% B = meruapakanmatriks transpose dari A
% x = (A*B+t^2).^degree

if length(d)>1
    t=d(1);
    d=d(2);
else
    d = d(1); t=1;
end
d = (abs(d)>=1)*abs(d)+(abs(d)<1);%>=1

K = (A*B+ t^2).^d;
=====

```

```

%lampiran listing program pisahmatriks.m
function [A,B] = pisahmatriks(X,Y,i,j)
%keterangan
% X adalah data
% Y adalah target

m = size(X,1);
c1 = 0;
c2 = 0;

for cs = 1 : m
    if Y(cs) == i
        c1 = c1 + 1;
        AA(c1,:) = X(cs,:);
    else
        if Y(cs) == j
            c2 = c2 + 1;
            BB(c2,:) = X(cs,:);
        end
    end
end

A = AA;
B = BB;

=====

% Lampiran Listing program nilai_lagrang.m
function [alfa] = nilai_Lagrang(H,c1)
% keterangan
% H matriks kernel
n = size(H,1);
c = -1.*ones(1,n);

LB = zeros(n,1);
UB = c1*ones(n,1);

[alfa] = quadprog(H,c,[],[],[],[],LB,UB);

=====

% Lampiran listing program matriksK.m
function [K1, K2] = matriksK(A,B,kernel,par_ker)
%keterangan
%Adalahmatriks yang mewakili data kelas +1
%B adalahmatriks yang wakilisampel data kelas -1
C = [A;B];
switch lower(kernel)
    case'poli'
        K1 = poli_kernel(A,C',par_ker);
        K2 = poli_kernel(B,C',par_ker);

    case'rbf'
        K1 = RBF_kernel(A,C,par_ker);
        K2 = RBF_kernel(B,C,par_ker);
end
=====

```



```

% Lampiran listing matriksJARAK.m
Function M_delta = matriksJARAK(X,Y, kernel, par_ker, klas)

MM_delta = [];

for i = 1 : klas-1
    for j = i+1 : klas
        A = []; B = [];
        [A,B] = pisahmatriks(X,Y,i,j);

        delta = jarak2klas(A,B, kernel, par_ker);
        MM_delta = [MM_delta; i j delta];
    end
end
M_delta = MM_delta;
=====

```

BIOGRAFI PENULIS



Syaiful Huda, lahir pada 27 Oktober 1986 di Gresik. Penulis merupakan anak kedua dari empat bersaudara pasangan Bapak Ali Anam dan Ibu Amenah (Almh). Penulis telah menempuh pendidikan formal dari jenjang Pendidikan Dasar di Madrasah Ibtida'iyah (MI) Miftahul Ulum Betiting pada tahun 1992-1998, kemudian jenjang SLTP di SMP N 2 Cerme pada tahun 1998-2001 dan dilanjutkan jenjang SLTA di SMK N 1 Cerme pada tahun 2001-2004. Setelah itu, penulis menempuh pendidikan S1 di Jurusan Pendidikan Matematika Universitas Muhammadiyah Gresik pada tahun 2007-2012.

Kemudian penulis melanjutkan pendidikan di Pascasarjana Matematika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya dengan pendidikan Magister mulai tahun 2013 hingga 2015 dengan NRP. 1213 201 016. Di tahun 2015 penulis bekerja menjadi Dosen Program Studi Pendidikan Matematika Universitas Muhammadiyah Gresik. Adapun kritik, saran ataupun pertanyaan mengenai Tesis ini dapat menghubungi penulis via email hudasyifa27@gmail.com.